

UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ

RAPHAEL KSIASKIEWCZ CZOVNY

CORRESPONDÊNCIA DE MINÚCIAS UTILIZANDO NUVENS DE POROS
3D

CURITIBA PR
2018

RAPHAEL KSIASKIEWCZ CZOVNY

CORRESPONDÊNCIA DE MINÚCIAS UTILIZANDO NUVENS DE POROS
3D

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa
de Pós-Graduação em Informática, Setor de Ciências
Exatas, Universidade Federal do Paraná.

Área de concentração: *Ciência da Computação*.

Orientador: Profa. Dra. Olga R. P. Bellon.

Coorientador: Prof. Dr. Luciano Silva.

CURITIBA PR

2018

C999c

Czovny, Raphael Ksiaskiewicz

Correspondência de minúcias utilizando nuvens de poros 3D / Raphael Ksiaskiewicz Czovny. – Curitiba, 2018.

46 f. : il. color. ; 30 cm.

Dissertação - Universidade Federal do Paraná, Setor de Ciências Exatas, Programa de Pós-Graduação em Informática, 2018.

Orientadora: Olga R. P Bellon.

Coorientador: Luciano Silva.

1. Impressão digital 3D. 2. Poros. 3. Correspondência 3D. I. Universidade Federal do Paraná. II. Bellon, Olga R. P. III. Silva, Luciano. IV. Título.

CDD: 006.42



MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
SETOR CIÊNCIAS EXATAS
UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ
PRÓ-REITORIA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO INFORMÁTICA

TERMO DE APROVAÇÃO

Os membros da Banca Examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação em INFORMÁTICA da Universidade Federal do Paraná foram convocados para realizar a arguição da Dissertação de Mestrado de **RAPHAEL KSIASKIEWCZ CZOVNY** intitulada: **CORRESPONDÊNCIA DE MINÚCIAS UTILIZANDO NUENS DE POROS 3D**, após terem inquirido o aluno e realizado a avaliação do trabalho, são de parecer pela sua APROVAÇÃO no rito de defesa.

A outorga do título de mestre está sujeita à homologação pelo colegiado, ao atendimento de todas as indicações e correções solicitadas pela banca e ao pleno atendimento das demandas regimentais do Programa de Pós-Graduação.

Curitiba, 23 de Fevereiro de 2018.

OLGA REGINA PEREIRA BELLON

Presidente da Banca Examinadora (UFPR)

HENRIQUE SERGIO GUTIERREZ DA COSTA

Avaliador Externo

LUCIANO SILVA

Co-orientador - Avaliador Interno (UFPR)

EDUARDO PARENTE RIBEIRO

Avaliador Externo (UFPR)



Resumo

Esta dissertação de mestrado propõe uma nova metodologia para a identificação biométrica de indivíduos utilizando recursos em nível 3 (poros), extraídos de imagens de impressões digitais 3D obtidas através da Tomografia de Coerência Óptica (OCT). As imagens de impressão digital providas da OCT contêm informações 3D detalhadas tanto das camadas da epiderme quanto da derme. A abordagem desenvolvida inicialmente busca e extrai poros em torno de minúscias de impressões digitais 3D, criando pequenas estruturas chamadas nuvens de poros. Então, a correspondência das nuvens de poros existente é verificada para todas as três possíveis combinações de impressões digitais: derme-derme, epiderme-epiderme e derme-epiderme. Para este fim, três métricas diferentes são extraídas e comparadas: a distância de Hausdorff, a Surface Interpenetration Measure (SIM) e o Root Mean Square Error (RMSE). Experimentos realizados com 518 nuvens de poros alcançaram taxas de reconhecimento de 99,19 % para Rank-1 com um EER (Equal Error Rate) de 0,72 %. De forma geral, esta é a primeira vez que a identificação de indivíduos utilizando apenas informações 3D de poros é explorada.

Palavras-chave: impressão digital 3D, poros, correspondência 3D.

Abstract

This dissertation proposes a novel methodology for biometric identification of individuals using level-3 features (pores), extracted from 3D fingerprint images obtained through Optical Coherence Tomography (OCT). OCT fingerprint images contain detailed 3D information from both the dermis and the epidermis skin layers of fingertips. Our approach first fetches and extracts pores around minutiae from the 3D fingerprint data, creating small structures called pore clouds. Then, the correspondence of existent pore clouds are verified for all the three possible fingerprint matching: dermis-dermis, epidermis-epidermis, and dermis-epidermis. To this end, three different measures are extracted and compared: the Hausdorff distance, the Surface Interpenetration Measure (SIM) and the Root Mean Square Error (RMSE). Experiments using 518 pore clouds achieved recognition rates of 99.19% for Rank-1 with EER (Equal Error Rate) of 0.72%. In general, this is the first time the identification of individuals using only 3D information from pores is explored.

Keywords: 3D fingerprint, pores, 3D matching.

Sumário

1	INTRODUÇÃO	11
2	Metodologia	16
2.1	Mapa de curvatura	17
2.2	Identificação de minúcias	17
2.2.1	Identificação manual	18
2.2.2	Identificação automática	18
2.3	Extração de poros	21
2.4	Interpolação das nuvens de poros	23
2.5	Correspondência	24
3	Base de dados	26
4	Experimentos	28
4.1	Comparação entre Epiderme x Epiderme	28
4.2	Comparação entre Derme x Derme	29
4.3	Comparação entre Epiderme x Derme	31
4.4	Comparação 2D utilizando mapas dos poros	33
5	Análise de resultados	37
6	Discussão	40
7	CONCLUSÃO	42
	Referências Bibliográficas	44

Lista de Figuras

1.1	Categorias presentes em uma impressão digital (12)	12
1.2	(a) Pele de dedo substituída pela pele da sola do pé; (2) Dedeos mordidos; (c) Dedos queimados por ácido; (d) Dedos costurados (7)	12
1.3	Imagem do dedo obtida pela OCT (4)	13
1.4	Exemplo de reconstrução de impressão digital 3D desenvolvido por Balogiannis e Yova(1)	14
1.5	Scanner de impressões digitais em 3D desenvolvido por Wange e Lau(29)	14
1.6	Scanner de impressões digitais em 3D desenvolvido por Galbally et al. (7)	15
2.1	Correspondência de minúcias utilizando nuvens de poros 3D: (a) Impressão digital 3D; (b) Criação dos KHMap: cada região do mapa está relacionada a um sinal de curvatura específica da impressão digital 3D; (c) Identificação de minúcias no KHMap binário, priorizando bifurcações e fins de linha; (d) Recorte (40x40) das minúcias encontradas no KHMap; (e) Extração das coordenadas 2D dos poros; (f) Geração das nuvens de poros 3D; (g) Interpolação cúbica das nuvens de poros; (h) Correspondência das nuvens de poros utilizando três diferentes métricas (distância de Hausdorff, RMSE e SIM)	16
2.2	KHMap: (a) Mapa de curvatura de uma impressão digital 3D completa; (b) Mapa de curvatura gerado da região de uma única minúcia 3D; (c) Representação 3D da mesma região do mapa, as cores correspondem a tipos de curvatura (azul claro - pico, azul escuro - cume de sela, amarelo - vale e laranja - vale da sela) (8)	17
2.3	Melhorias de imagem com a aplicação do filtro de Gabor: (a) Mapa de curvatura binário em preto e branco; (b) Mapa de curvatura binário com a aplicação do filtro de Gabor	18
2.4	Identificação de minúcias utilizando o treinamento da rede neural Faster R-CNN em um mapa de curvatura contendo artefatos adquiridos no processo aquisição da imagem	19
2.5	Identificação de minúcias utilizando o treinamento da rede neural Faster R-CNN em mapas de curvatura binários	20
2.6	Identificação de minúcias utilizando o software mindtct (NIST) em mapas de curvatura binários	21
2.7	Recorte da impressão digital 3D gerado através das coordenadas de uma minúcia. Os círculos vermelhos são minúcias encontradas e a segmentação em verde é a região cortada em torno de uma minúcia	22
2.8	Identificação de poros em um KHMap, cada região mostra uma combinação de curvatura específica para as estruturas possíveis: poros (verde), contornos de cristas (azul), cristas (branco) e vales (pretos)	22

2.9	Processo de extração de poros e criação de uma nuvem de poros: (a) Mapa de curvatura de uma nuvem de minúcia 3D (40x40); (b) Coordenadas 2D dos poros encontrados; (c) Conversão 2D-3D para criação da nuvem de poro	23
2.10	Interpolação dos pontos 3D de uma nuvem de poros: (a) Nuvem de poros; (b) Nuvem de poros interpolada	23
2.11	Nuvens de poros interpoladas geradas através da região das minúcias encontradas na impressão digital 3D	24
2.12	Processo de correspondência desenvolvido utilizando como métricas a Distância de Hausdorff, o Root Mean Square Error (RMSE) e a Surface Interpenetration Measure (SIM)	25
3.1	Exemplo de impressões digitais 3D presentes na OCTDB	26
3.2	Renderização de uma impressão digital 3D da OCTDB: as setas indicam os picos, onde os poros estão localizados	27
3.3	Fisiologia da pele (25)	27
4.1	Curvas CMC dos experimentos de comparação entre epiderme e epiderme: (a) Região da minúcia com a identificação da Faster R-CNN; (b) Região da minúcia com a identificação manual; (c) Impressão digital completa; (d) Região da minúcia com a identificação do mindtct	30
4.2	Curvas CMC dos experimentos de comparação entre derme e derme: (a) Região da minúcia com a identificação da Faster R-CNN; (b) Região da minúcia com a identificação manual; (c) Impressão digital completa; (d) Região da minúcia com a identificação do mindtct	32
4.3	Identificação de minúcias utilizando o treinamento da rede neural Faster R-CNN: (a) Normal KHMap da epiderme; (b) KHMap contendo artefatos da derme . . .	33
4.4	Curvas CMC dos experimentos de comparação entre epiderme e epiderme: (a) Região da minúcia com a identificação da Faster R-CNN; (b) Região da minúcia com a identificação manual; (c) Impressão digital completa; (d) Região da minúcia com a identificação do mindtct	34
4.5	Mapas de poros 2D gerados pela metodologia	35
4.6	Curvas CMC dos experimentos utilizando da correlação 2D: (a) Comparação entre Epiderme x Epiderme; (b) Comparação entre Derme x Derme; (c) Comparação entre Epiderme x Derme	36

Lista de Tabelas

4.1	Comparação entre Epiderme x Epiderme	29
4.2	Comparação entre Derme x Derme	31
4.3	Correspondência entre Epiderme x Derme	35
4.4	Comparação dos mapas de poros 2D utilizando correlação 2D	35
5.1	Correspondência utilizando a métrica SIM	38
5.2	Correspondência utilizando a métrica da distância de Hausdorff	38
5.3	Correspondência utilizando a métrica do RMSE	39
5.4	Correspondência utilizando correlação 2D	39

Lista de Acrônimos

NIST	National Institute of Standards and Technology
ERR	Equal Error Rate
OCT	Optical Coherence Tomography
OCTDB	Optical Coherence Tomography 3D Fingerprint Database
RMS	Root Mean Square
SIM	Surface Interpenetration Measure
CMC	Cumulative Matching Characteristic

Capítulo 1

INTRODUÇÃO

A identificação bem sucedida de seres humanos por meio de sistemas biométricos é um requisito fundamental para muitas aplicações, tais como forense, controle de fronteiras internacionais, transações financeiras e na segurança de computadores. Existem várias abordagens para discernir indivíduos, são utilizadas características biológicas e comportamentais, como reconhecimento da face, correspondência das impressões digitais, correspondência de íris, análise do modo de andar, entre outros (13). As impressões digitais são, de longe, a forma de biometria mais aplicada, sendo estudadas por mais de um século (18). Uma vez que são consideradas um método extremamente robusto e foi empregado em todo o mundo (15).

De acordo com Jain et al. (12), os detalhes de uma impressão digital podem ser classificados em três níveis: *level-1* contém padrões globais (orientação); *level-2* pode-se encontrar minúcias, como pontos de bifurcação e finais de linha; *level-3* inclui atributos como poros, formas de linhas, cristas incipientes, contornos de bordas, cicatrizes e outros detalhes permanentes (Figura 1.1).

Dessa forma, a literatura foi próspera nas últimas duas décadas em relação dos aprimoramento das tecnologias de reconhecimento em impressões digitais, especialmente em novas técnicas de correspondência. Stolsz e Alyea (27) introduziram uma abordagem multinível para verificação/identificação de impressões digitais para obter melhores taxas de reconhecimento. O uso de poros, além das minúcias tradicionais, foi explorado por Roddy e Stosz (25) para melhorar o desempenho de sistemas biométricos. Kryszczuk et al. (14) demonstraram que pequenas porções de uma impressão digital podem ser usadas para correspondência.

Além disso, Jain et al. (12) realizaram estudos sobre o uso de poros para detecção e combinação de impressões digitais. Vatsa et al. (28) desenvolveram um framework com vários algoritmos para verificar a precisão e a complexidade do tempo das porcentagens de correspondência com fusão biométrica, usando recursos de impressão digital de diferentes níveis. Zhang et al. (30) investigaram a resolução de impressões digitais em sistemas de reconhecimento utilizando os dois recursos de impressão digital mais representativos, as minúcias e os poros.

Neste trabalho será dada ênfase às características encontradas no nível 3, mais precisamente os poros, que são considerados únicos, imutáveis e úteis para o reconhecimento (12). Sabe-se que as glândulas sudoríparas começam a se desenvolver a partir do quinto mês gestacional (10). Os dutos do suor crescem no início da camada da pele derme com final na camada da epiderme, onde há um duto aberto para a pele externa, que é chamado de poro (25). Quando comparado com as minúcias, os poros são mais vastos (32), existem entre nove a dezoito poros por polegada de pele (5). A estrutura dos poros é apresentada tanto na derme quanto na epiderme (25). Dessa forma, esse fator de presença na camada da derme colabora com a identificação de indivíduos em casos que não possuam a impressão digital da epiderme de forma completa ou que

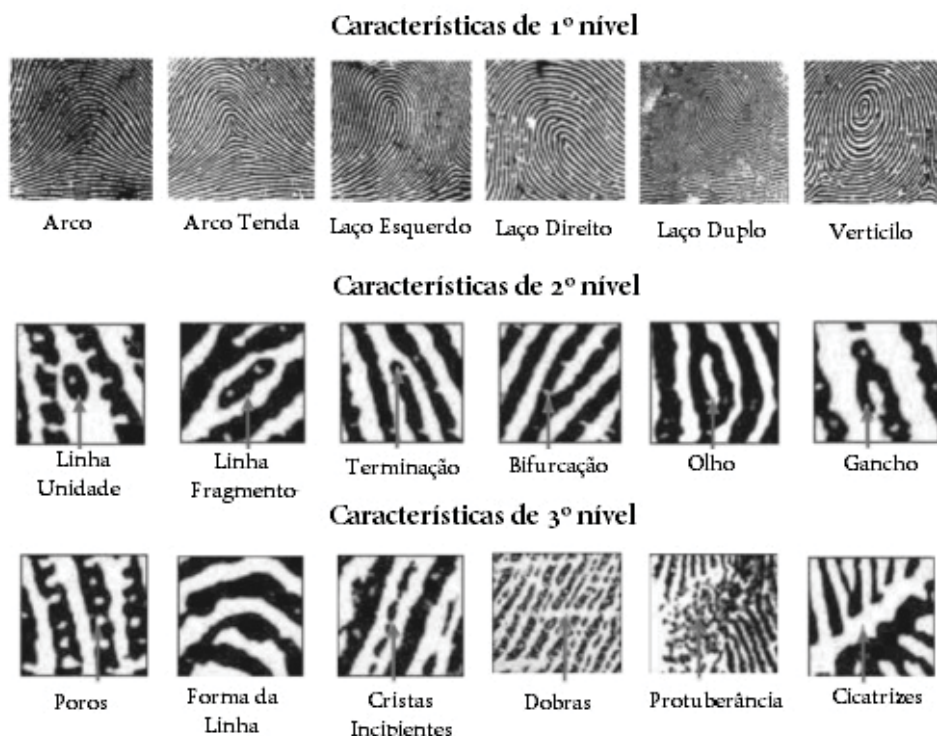


Figura 1.1: Categorias presentes em uma impressão digital (12)

possuam algum tipo de alteração na sua impressão digital (Figura 1.2). Na camada da epiderme eles estão localizados na cristas da pele, onde se formam os picos. Além disso, os poros são difíceis de serem replicados com silicone ou gelatina, portanto considerado uma questão de vitalidade para os sistemas de reconhecimento (19). Além disso, pesquisas realizadas na área informam que entre 20 e 40 poros são suficientes para identificar uma pessoa (12).



Figura 1.2: (a) Pele de dedo substituída pela pele da sola do pé; (2) Dedeos mordidos; (c) Dedos queimados por ácido; (d) Dedos costurados (7)

Tradicionalmente, os sistemas biométricos de impressão digital foram desenvolvidos com a ajuda de scanners 2D (18). No entanto, esses equipamentos têm alguns problemas, por exemplo, relacionados à transmissão de sujeira nos dedos ou nos sensores e até mesmo contágio de doenças, o que pode interferir nas taxas de reconhecimento e aceitação de usabilidade (6). Além disso, ao trabalhar com características de nível 3, são necessários scanners de alta resolução para obter imagens adequadas (12), algo que os sensores de baixo custo nem sempre são capazes de serem utilizados.

Devido a essas limitações, novas soluções foram investigadas, incluindo o uso de dados em 3D. Zhao et al. (31) apresentaram a análise da correspondência de impressões digitais 3D. Liu et al. (17) avaliaram novos recursos, como esqueleto de curva de imagens de impressões digitais

3D para classificação de gênero. Kumar et al. (15) desenvolveram um sistema biométrico de reconhecimento 3D de baixo custo usando imagens 2D para reconstrução e correspondência de impressões digitais 3D usando características de curvatura. Labati et al. (16) também propuseram uma abordagem para reconstrução de impressões digitais 3D a partir de dados 2D. Além disso, Costa et al. (4), apresentaram novos métodos para a combinação de impressões digitais 3D a partir de imagens OCT, permitindo o acesso à real morfologia 3D das camadas da derme e da epiderme (Figura 1.3).

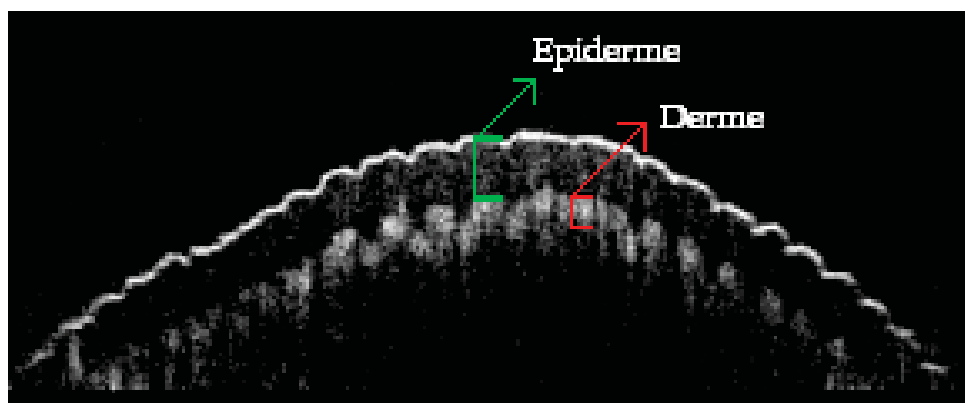


Figura 1.3: Imagem do dedo obtida pela OCT (4)

Além disso, uma série de novos dispositivos de reconhecimento de impressões digitais 3D estão sendo desenvolvidos. Um exemplo é a empresa Qualcomm, que desenvolveu o Snapdragon Sense ID (23), um sensor para dispositivos móveis capaz de capturar imagens 3D de alta resolução. Um outro exemplo é o de Balogiannis e Yova (1), que desenvolveram um sistema de reconstrução de impressões digitais sem contato com uma única câmera com base na projeção de listras e um novo modelo para aproximar as cristas da epiderme. Assim, a forma 3D da impressão digital é reconstruída a partir de uma única imagem com sombreamento 2D em duas etapas, a primeira extraíndo a textura dos dedos com o algoritmo de Meyer (Meyer) e a segunda com a utilização de uma projeção cilíndrica, mesclando assim essas etapas como resultado 3D final (Figura 1.4). Dessa forma, pode ser observado que ao utilizar uma projeção cilíndrica para reconstrução é realizado uma forma sintética da morfologia dos dedos, sem estar presente características únicas de cada indivíduo e que isso pode acarretar em perda de informações nas imagens 3D.

Wange e Lau (29) desenvolveram ainda um scanner que realiza a reconstrução de impressões digitais sem contato e é baseado na iluminação estruturada de alta velocidade através da perfilometria de medição de fase que é construída para a digitalização 3D da superfície do dedo (Figura 1.5). Dessa maneira, como o scanner anterior, esse método também realiza a reconstrução da impressão digital utilizando imagens 2D. Nesse processo, inevitavelmente existe a perda de informações, resultando em uma imagem 3D sintética do usuário. Além desse fato, os pesquisadores tem parceria com a empresa Flashscan3D, assim, como o scanner ele também é voltado a comercialização.

Além disso, Galbally et al. (7) pensaram nos benefícios de usabilidade, higiene e melhores resultados de acurácia e sabendo também das limitações atuais da tecnologia sobre o tamanho dos equipamentos e custo desenvolveram um scanner sem contato de impressões digitais 3D de baixo custo (Figura 1.6). Esse scanner conta com a utilização apenas de uma única câmera que consegue realizar uma nova representação de impressões digitais 3D baseada na utilização de técnicas de Shape from Shading e ainda ilustra a correspondência existente de minúcias 2D encontradas durante a realização da reconstrução 3D.

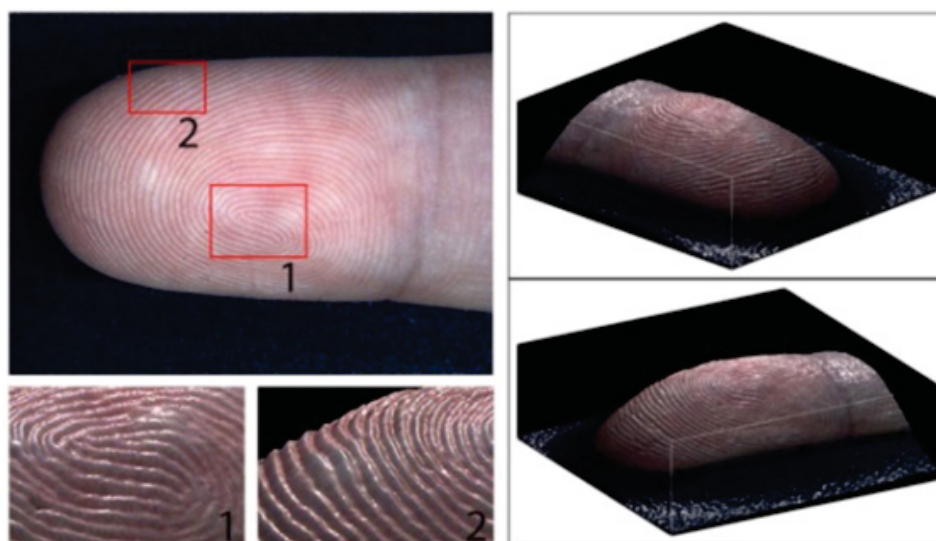


Figura 1.4: Exemplo de reconstrução de impressão digital 3D desenvolvido por Balogiannis e Yova(1)



Figura 1.5: Scanner de impressões digitais em 3D desenvolvido por Wange e Lau(29)

Em vista dos avanços acima mencionados, é possível afirmar que os dados 3D trazem contribuições notáveis para a biometria de impressão digital, uma vez que se pode obter informações de modelos 3D que nem sempre podem ser acessíveis, ou mesmo inexistentes em imagens 2D (4). Além disso, é plausível sugerir que o uso de sistemas de impressão digital 3D pode prevenir invasões e transmissão de doenças, aumentando assim a aceitação dos usuários (16). Assim, como observado a maioria dos projetos que utilizam informações 3D ainda são protótipos de grandes dimensões e que a tecnologia ainda está evoluindo para isso ser algo de fácil acesso em nosso cotidiano. Portanto, todo tipo de pesquisa envolvendo essa área se torna vantajosa pelo fato que a mesma é recente e precisa ser aprimorada.

Neste contexto, foi desenvolvido uma nova metodologia para realizar a correspondência de impressões digitais 3D utilizando características de nível 3. Mais especificamente, são utilizados os poros como categoria de reconhecimento principal, devido às suas propriedades: permanente; imutável; único, tornando-os uma boa escolha para a determinação de identidade de indivíduos (12). Assim, as técnicas abordadas para a realização da correspondência em nível 3D são a utilização das três seguintes métricas: (1) a distância de Hausdorff (11); (2) o Root Mean Square Error (RMSE); e (3) a Surface Interpenetration Measure (SIM) (26). Além disso, toda a

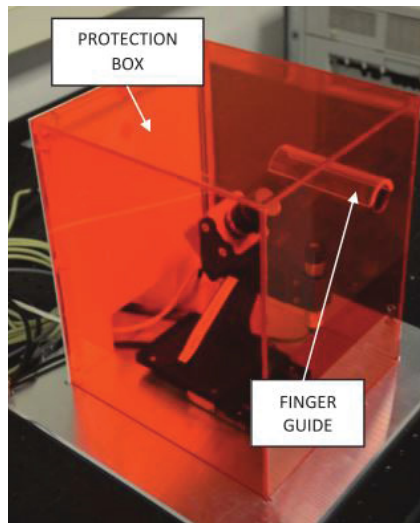


Figura 1.6: Scanner de impressões digitais em 3D desenvolvido por Galbally et al. (7)

metodologia desenvolvida foi testada em uma base de impressões digitais 3D obtidas através de Tomografia de Coerência Óptica (OCT).

O restante dessa dissertação de mestrado será apresentada da seguinte maneira: o Capítulo 2 demonstra a metodologia desenvolvida para a realização da correspondência 3D utilizando poros como característica principal. O Capítulo 2 contém os resultados obtidos com a metodologia. No Capítulo 3 é demonstrada a base de dados utilizada nesse trabalho. O Capítulo 4 contém todos os experimentos testados com a metodologia. O Capítulo 5 faz uma análise dos resultados obtidos. O Capítulo 6 realiza comparações dos resultados obtidos com trabalhos existentes em áreas semelhantes. E o Capítulo 7 são discutidas as conclusões a respeito da metodologia desenvolvida.

Capítulo 2

Metodologia

Esse Capítulo demonstra a metodologia desenvolvida para a realização da correspondência de poros em nível 3D. Cada Seção representa uma parte do processo desenvolvido. A Seção 2.1 comenta sobre a utilização dos mapas de curvaturas das imagens 3D (Figura 2.1b). Já a Seção 2.2 demonstra os processos realizados para a identificação de minúcias (Figura 2.1c). Na Seção 2.3 é informado o processo de identificação e extração de poros (Figura 2.1d-f). A Seção 2.4 comenta sobre o processo de interpolação das imagens 3D utilizado (Figura 2.1g). E na Seção 2.5 é realizado a explicação de como é sumariado a correspondência existente entre as imagens 3D (Figura 2.1h).

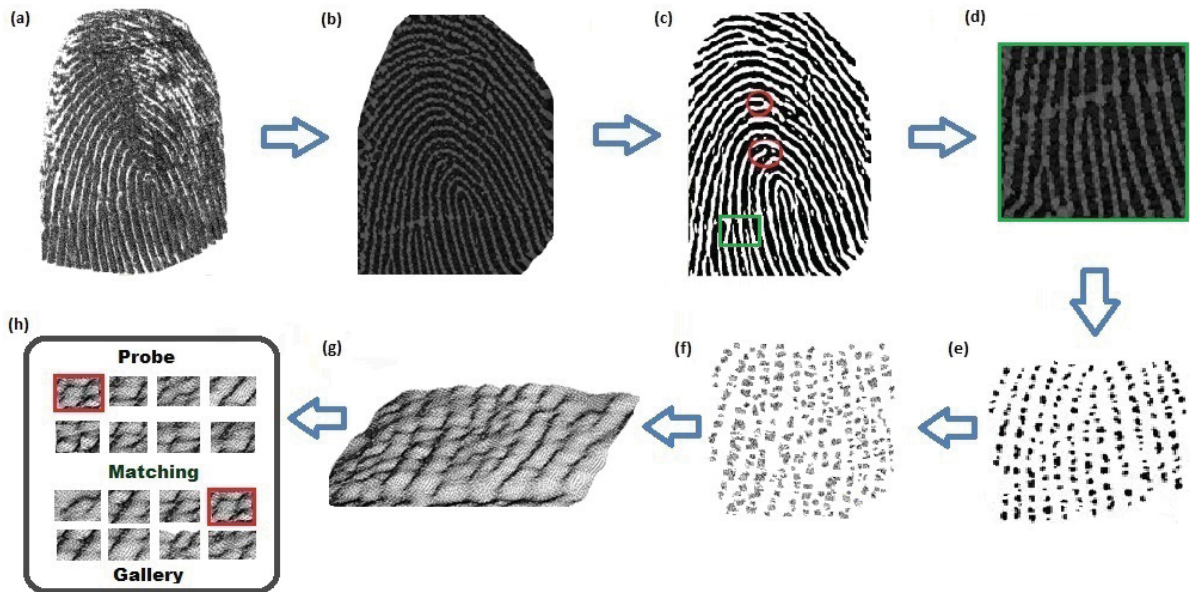


Figura 2.1: Correspondência de minúcias utilizando nuvens de poros 3D: (a) Impressão digital 3D; (b) Criação dos KHMap: cada região do mapa está relacionada a um sinal de curvatura específica da impressão digital 3D; (c) Identificação de minúcias no KHMap binário, priorizando bifurcações e fins de linha; (d) Recorte (40x40) das minúcias encontradas no KHMap; (e) Extração das coordenadas 2D dos poros; (f) Geração das nuvens de poros 3D; (g) Interpolação cúbica das nuvens de poros; (h) Correspondência das nuvens de poros utilizando três diferentes métricas (distância de Hausdorff, RMSE e SIM)

2.1 Mapa de curvatura

Para realização da aquisição e interpretação das informações provenientes das impressões digitais 3D, foi estudado o conceito dos sinais de curvaturas das superfícies existentes. Assim, o primeiro passo é o cálculo das curvaturas gaussianas (K) e médias (H) das impressões digitais 3D para gerar os KHMaps (Figura 2.2 a) usando o método proposto por Besl (2), onde a geometria diferencial é usada para calcular os sinais das curvaturas nas superfícies 3D. Portanto, os KHMaps são baseados nos sinais de curvatura Gaussiana (K) e Média (H), contendo projeções 2D de superfícies 3D representadas em um mapa.

Dessa forma, com o conceito de curvaturas gaussianas (K) e médias (H) em impressões digitais 3D mapas são gerados e criados através dos seguintes passos: (1) Suavização Gaussiana; (2) Interpolação dos pontos 3D; (3) Cálculo dos valores de curvatura para cada ponto 3D; (4) Conversão dos valores de curvaturas para o mapa. Dessa forma, cada segmento de curvatura é indexado com base em sua curvatura, com oito valores possíveis (3), dos quais o pico, o cume da sela, o vale e a sela são os mais abundantes (4) (Figura 2.2 c).

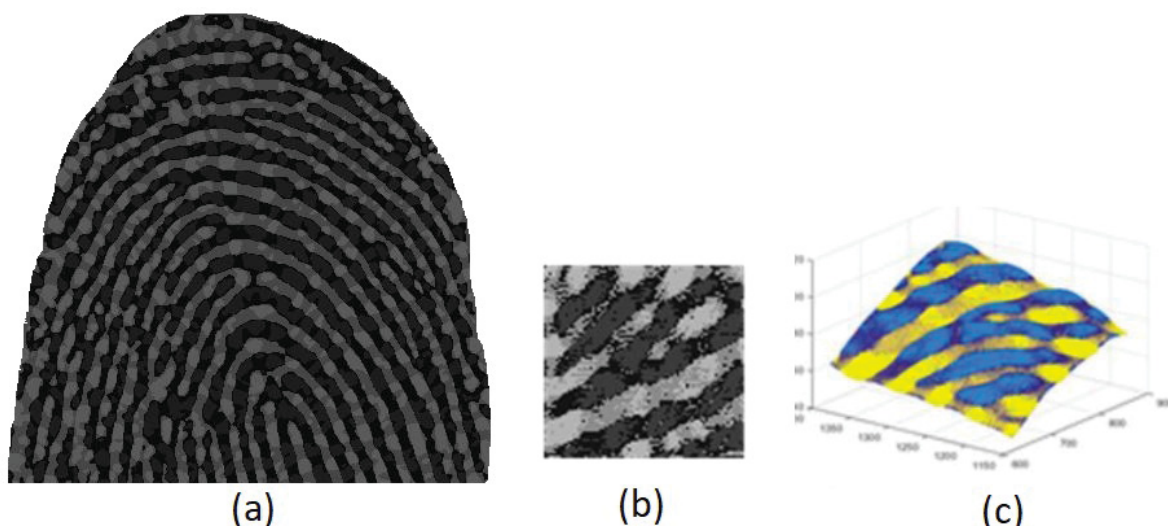


Figura 2.2: KHMap: (a) Mapa de curvatura de uma impressão digital 3D completa; (b) Mapa de curvatura gerado da região de uma única minúcia 3D; (c) Representação 3D da mesma região do mapa, as cores correspondem a tipos de curvatura (azul claro - pico, azul escuro - cume de sela, amarelo - vale e laranja - vale da sela) (8)

2.2 Identificação de minúcias

Para a determinação de áreas de interesse nas imagens obtidas pela base de dados, o trabalho desenvolvido pretende utilizar o conceito de identificação de minúcias nas impressões digitais principalmente pela sua fácil percepção e extração comumente utilizadas na literatura. A metodologia desenvolvida pretende utilizar regiões ao redor de minúcias em impressões digitais para realizar a extração dos poros e posteriormente verificar sua correspondência. Utilizando os mapas de curvatura gerados, foi realizado dois tipos de identificação: na Seção 2.2.1 a identificação manual e na Seção 2.2.2 a identificação automática de minúcias utilizando uma rede neural e um detector de minúcias.

2.2.1 Identificação manual

Para o desenvolvimento da metodologia, foi realizado a identificação manual de minúcias nos mapas de curvatura. Foram geradas melhorias na imagem, utilizando o filtro de Gabor nos mapas para sua melhor percepção de minúcias (Figura 2.3). As minúcias identificadas foram especificamente fins de linha e bifurcações. Isso se deu pelo fato de que essas minúcias se encontram com mais facilidade nos mapas e são mais distintas e são utilizadas com mais frequência em trabalhos da literatura e além disso seu uso é recomendado pelo FBI (Federal Bureau of Investigation). Assim, em média, foram encontradas entre 5 a 8 minúcias por mapa de curvatura.

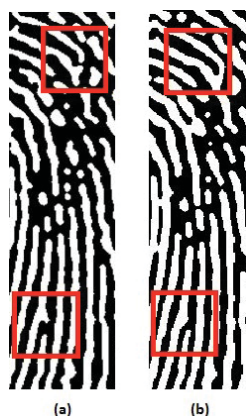


Figura 2.3: Melhorias de imagem com a aplicação do filtro de Gabor: (a) Mapa de curvatura binário em preto e branco; (b) Mapa de curvatura binário com a aplicação do filtro de Gabor

2.2.2 Identificação automática

Pensando na automatização do método de identificação de minúcias, o próximo estágio é o processo de identificação das minúcias, que busca bifurcações e fins de linha em um KHMap modificado, gerado após a sua binarização e filtragem utilizando Gabor (Figura 2.3). As minúcias foram detectadas de duas maneiras para realizar testes de desempenho, inicialmente usando um detector de minúcias de última geração chamado módulo "mindtct" do aplicativo NIST Biometric Image Software (22) e posteriormente utilizando uma rede de neural convolucional para detecção de objetos de última geração (FasterR-CNN (24)), para fins comparativos.

Dessa forma, foi utilizando um total de 2 mil imagens contendo variações de minúcias (bifurcações e fins de linha) rotacionadas em diferentes ângulos para realização do treinamento da rede Faster R-CNN (24). Depois que a rede foi treinada, ela foi utilizada para realizar a identificação minúcias automaticamente a partir das imagens do banco de dados de impressões digitais 3D. Com o uso do software mindtct, apenas os protocolos de uso padrão foram seguidos para a realização da detecção de minúcias.

Assim, como resultados do treinamento, foi observado que a identificação automática de minúcias realizada pela rede neural é possível e é apresentada de uma forma satisfatória em imagens sem a presença de muitos artefatos (Figura 2.5). No entanto, quando os mapas de curvatura possuíam artefatos, esses obtidos na aquisição das imagens, a Faster R-CNN teve dificuldades em encontrar minúcias corretas, favorecendo o erro de identificações da rede neural (Figura 2.4).

Uma observação que deve ser mencionada é que a Faster R-CNN obteve resultados superiores na identificação de minúcias do que o módulo mindtct (NIST) (Figura 2.6). Uma das



Figura 2.4: Identificação de minúcias utilizando o treinamento da rede neural Faster R-CNN em um mapa de curvatura contendo artefatos adquiridos no processo aquisição da imagem

razões possíveis para isso é que o mindtct (NIST) foi projetado para detecção de imagens 2D convencionais de impressões digitais e as imagens testadas são projeções de superfícies 3D. Uma vez que a própria rede neural foi treinada explicitamente para o esse tipo de imagem, ela obteve vantagem na sua detecção.



Figura 2.5: Identificação de minúcias utilizando o treinamento da rede neural Faster R-CNN em mapas de curvatura binários



Figura 2.6: Identificação de minúcias utilizando o software mindtct (NIST) em mapas de curvatura binários

2.3 Extração de poros

Após o processo de identificação de minúcias, o próximo passo é a realização de um recorte na impressão digital 3D em volta da coordenada da minúcia encontrada (4). Gerando assim, várias nuvens de minúcias 3D em formato de quadrados com dimensões de 40x40 empiricamente definidas (Figura 2.7). Logo em seguida, é necessário realizar a extração dos poros das nuvens de minúcias 3D geradas, que é realizada a partir dos mapas de curvatura gerados pelos modelos 3D das pequenas nuvens de minúcias. As regiões são segmentadas por tipo de curvatura, onde diferentes intensidades em escala de cinza são atribuídos a cada curvatura encontrada.

Assim, com os mapas de curvatura criados, torna-se possível realizar a identificação dos poros presentes (Figura 2.8). Pois, as cristas da impressão digital são indexadas com maiores valores que o resto do mapa. Dessa forma, o mapa todo é indexado conforme a curvatura 3D existente (Figura 2.9 a), a filtragem dos poros e sua extração é favorecida, pois eles estão



Figura 2.7: Recorte da impressão digital 3D gerado através das coordenadas de uma minúcia. Os círculos vermelhos são minúcias encontradas e a segmentação em verde é a região cortada em torno de uma minúcia

presentes nas cristas da pele. Com isso, é possível realizar a extração dos poros das impressões digitais 3D. Assim, são criados mapas 2D dos poros existentes de cada nuvem de minúcia 3D (Figura 2.9 b).

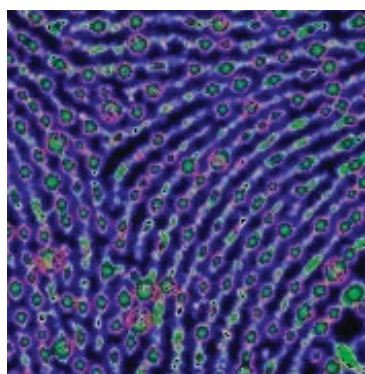


Figura 2.8: Identificação de poros em um KHMap, cada região mostra uma combinação de curvatura específica para as estruturas possíveis: poros (verde), contornos de cristas (azul), cristas (branco) e vales (pretos)

Em seguida, esses mapas são utilizados para gerarem conforme a sua correspondência de coordenadas XY uma nova imagem 3D chamada nuvem de poros (.xyz), possuindo apenas os poros encontrados nessa região (Figura 2.9 c). Isso apenas é realizado pois a realização da correspondência para a representação 2D-3D é possível porque as impressões digitais 3D possuem uma leve curvatura e uma única coordenada Z corresponde a um único par de coordenadas XY.

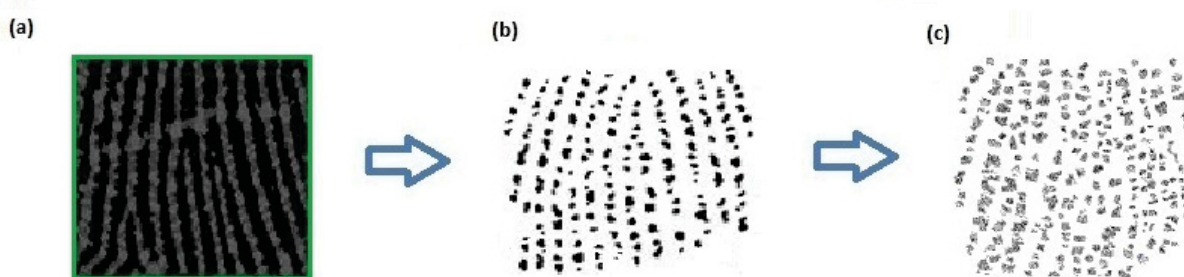


Figura 2.9: Processo de extração de poros e criação de uma nuvem de poros:
 (a) Mapa de curvatura de uma nuvem de minúcia 3D (40x40); (b) Coordenadas 2D dos poros encontrados; (c) Conversão 2D-3D para criação da nuvem de poro

2.4 Interpolação das nuvens de poros

Após a criação das nuvens de poros (Figura 2.10 a), foi necessário realizar uma interpolação cúbica dos pontos das imagens 3D para gerar uma representação adequada para a correspondência (Figura 2.10 b e 2.11).

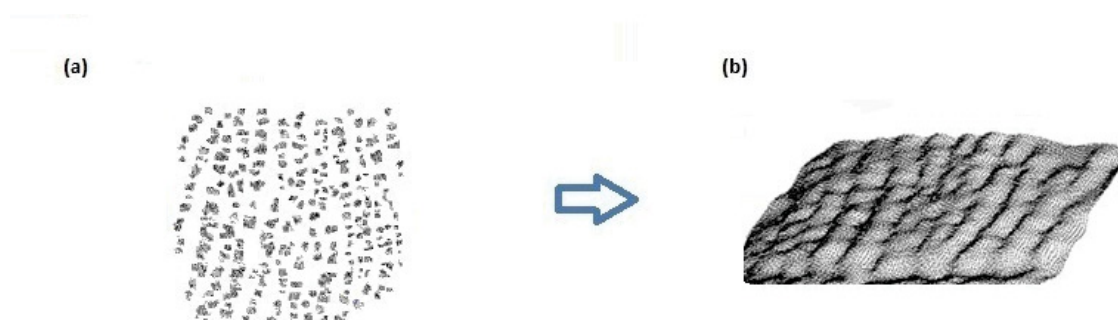


Figura 2.10: Interpolação dos pontos 3D de uma nuvem de poros:
 (a) Nuvem de poros; (b) Nuvem de poros interpolada

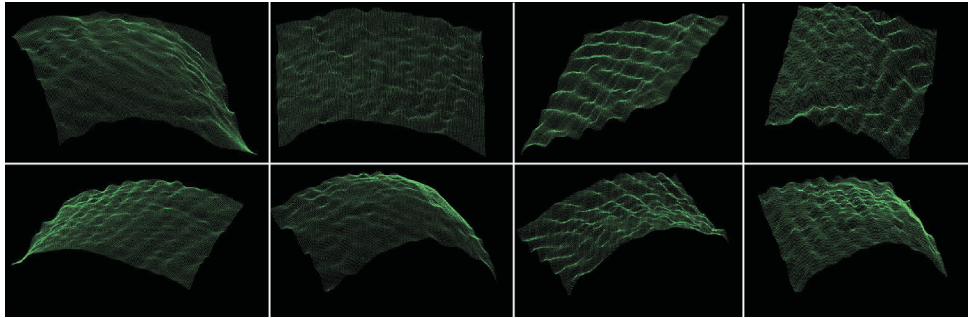


Figura 2.11: Nuvens de poros interpoladas geradas através da região das minúcias encontradas na impressão digital 3D

2.5 Correspondência

Após todo o processo de criação das nuvens de poros, foram realizados experimentos em três cenários possíveis. O primeiro foi comparar as imagens 3D dos poros da epiderme. O segundo a correspondência entre as imagens 3D dos poros geradas a partir da derme. E o terceiro a comparação das imagens 3D dos poros da epiderme com as da derme. As métricas escolhidas para realizar comparações de correspondência 3D de duas nuvens de poros foram: (1) a distância de Hausdorff (11); (2) o Root Mean Square Error (RMSE); e (3) a Surface Interpenetration Measure (SIM) (26).

Assim, é esperado que quanto menor o erro, possivelmente melhor seria a chance da correspondência correta entre duas imagens 3D. Dessa forma, foram realizados experimentos entre as duas sessões coletadas na OCTDB em dias diferentes uma contra a outra, procurando suas respectivas correspondências. A sessão retirada no primeiro dia foi chamada de probe e sessão coletada no segundo dia foi chamada de gallery.

Dessa maneira, cada nuvem de poros de probe é usada de maneira de 1:N contra todas as nuvens de poros da gallery. Em seguida, são listados todos os erros gerados nas comparações efetuadas para todas as métricas propostas. Como resultado, uma classificação para correspondência correta na gallery é obtida para cada probe, representando então o rank obtido pela sua correspondência correta (Figura 2.12).

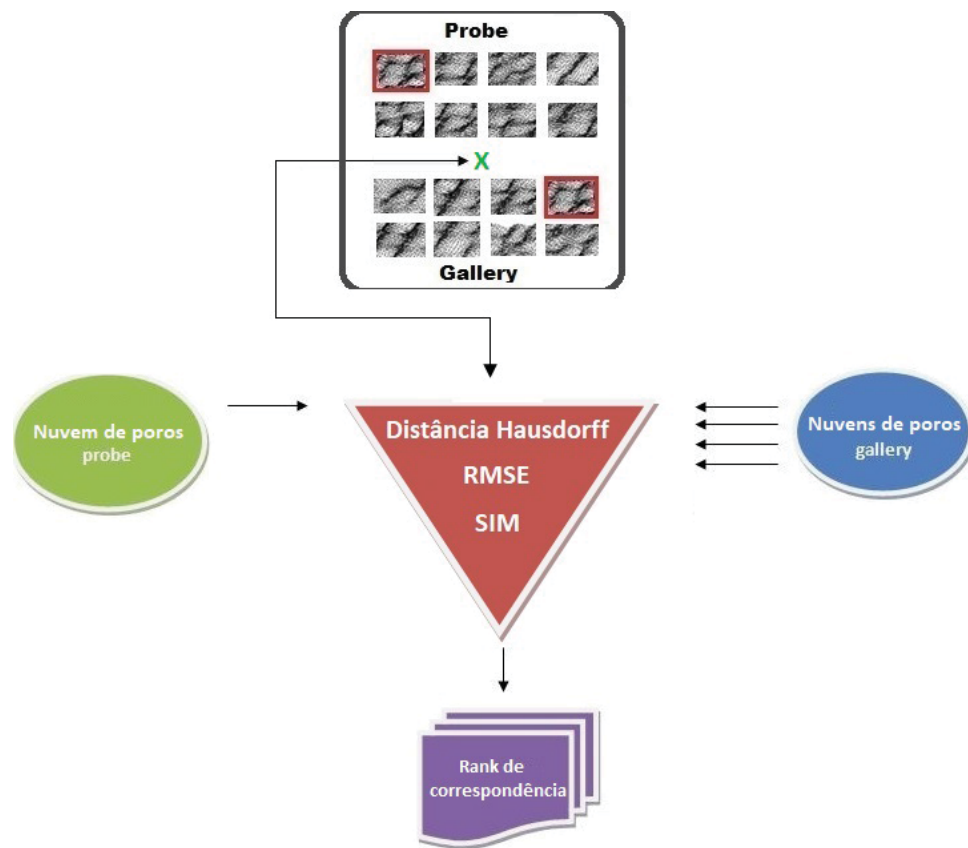


Figura 2.12: Processo de correspondência desenvolvido utilizando como métricas a Distância de Hausdorff, o Root Mean Square Error (RMSE) e a Surface Interpenetration Measure (SIM)

Capítulo 3

Base de dados

Essa proposta de mestrado utilizou o trabalho desenvolvido por Costa et al.(4), permitindo assim o uso da primeira base de impressões digitais 3D feita com Tomografia de Coerência Óptica (OCT), sendo chamada de OCTDB (Figura 3.1). Esta base foi construída com a digitalização de imagens de onze voluntários (etnias e idades diferentes) em duas sessões realizadas em dias diferentes, seguindo um protocolo aprovado pela Universidade de Stanford, onde as imagens foram coletadas. Como resultado desse procedimento, a base foi formada tanto pela impressão digital da derme, quanto da epiderme dos voluntários.

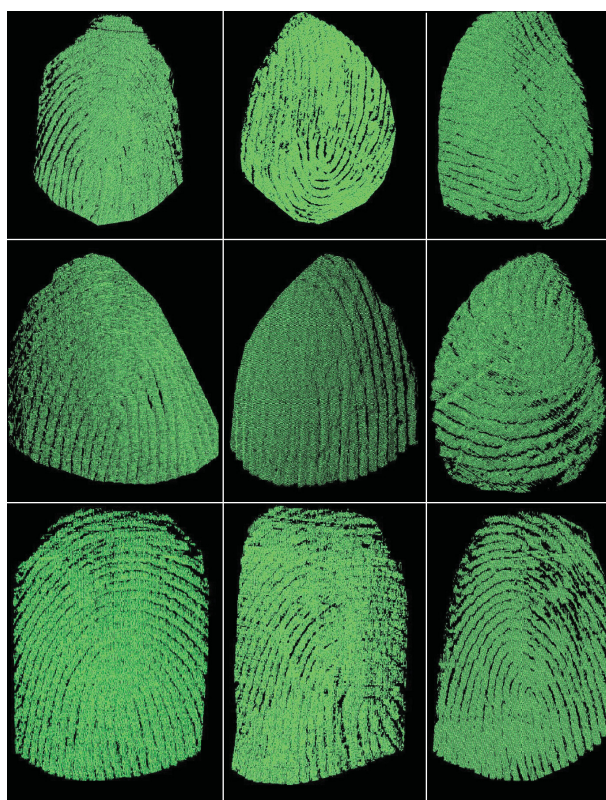


Figura 3.1: Exemplo de impressões digitais 3D presentes na OCTDB

Esta base de dados contém 290 imagens de impressões digitais 3D tanto da derme como da epiderme em formato de nuvens 3D com formato .xyz, contendo um pré alinhamento com suas imagens correspondentes e também alinhadas ao plano XY. As imagens foram capturadas em datas separadas e divididas em três subconjuntos: a primeira contém 104 imagens de impressão digital

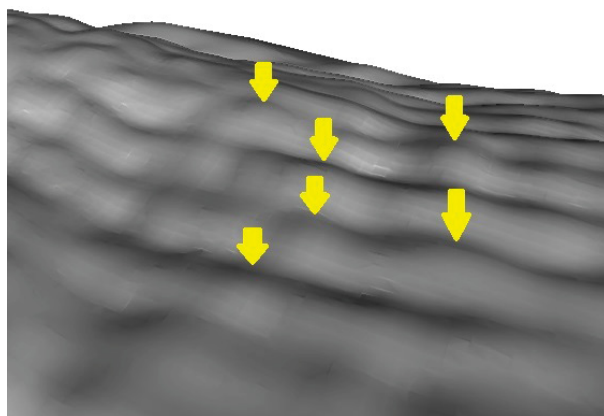


Figura 3.2: Renderização de uma impressão digital 3D da OCTDB: as setas indicam os picos, onde os poros estão localizados

da epiderme, o segundo subconjunto contém 98 imagens de impressão digital 3D da derme, e o último subconjunto contém 88 imagens 3D da epiderme com correspondência com a derme.

Dessa forma, pelo fato que a OCTDB evidencia a morfologia real dos dedos dos voluntários, foi possível observar a existência de poros, onde usualmente são encontrados no tipo de curvatura chamado pico (Figura 3.2) nas impressões digitais 3D. Os poros são formados onde as glândulas sudoríparas geram os dutos de suor. Esses dutos crescem com início na camada da pele derme com o final na epiderme onde o canal aberto na superfície da pele é chamado de poro (Figura 3.3)(25). Assim, com a presença de poros na OCTDB em toda base de dados (epiderme e derme), tornou-se interessante a idealização de uma metodologia para avaliar sua utilização para correspondência de indivíduos.

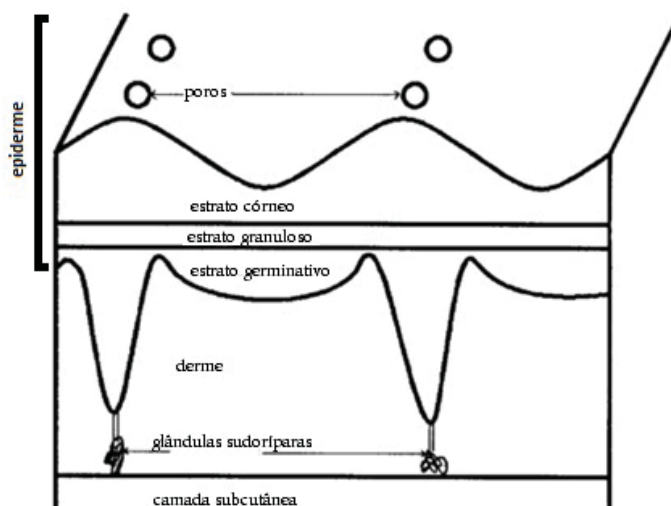


Figura 3.3: Fisiologia da pele (25)

Capítulo 4

Experimentos

Esse Capítulo demonstra experimentos realizados com a metodologia desenvolvida. Os experimentos foram realizados em uma base de dados de impressões digitais 3D (OCTDB), desenvolvido por Costa et al. (4). A presença de poros em toda a base de dados (derme e epiderme) sugeriu a utilização de uma metodologia para avaliar seu uso em correspondência de impressões digitais 3D seria um ponto de investigação interessante. Para este fim, após todo o processo de criação de nuvens de poros, foi realizado experimentos de comparação em três cenários possíveis: (1) usando apenas nuvens de poro da epiderme; (2) usando apenas nuvens de poros da derme; e (3) usando nuvens de poros da epiderme contra nuvens de poros da derme. Vale ressaltar que o número de nuvens de poros extraídas depende exclusivamente do número de minúcias encontradas em cada experimento.

4.1 Comparação entre Epiderme x Epiderme

Com a finalidade de testar a relação existente entre a epiderme da base de dados foi utilizado um total de 518 nuvens de poros geradas para o experimento, provindas de um total de 104 impressões digitais 3D. O melhor resultado de porcentagens de correspondência foi obtido pela métrica da distância de Hausdorff com 99,19 % para Rank-1 com um EER de 0,72 %. Com o uso da SIM como métrica foi obtido um resultado de correspondência de 99,16 % para Rank-1 com um EER de 0,58 %. Já com uso do RMSE como métrica, foi obtido o pior resultado de correspondência com 88,71 % para Rank-1 e EER de 8,81 % (Figura 4.1 b e Tabela 4.1 a).

Para avaliar a eficácia das nuvens de poros para a correlação de impressões digitais também foram testadas as impressões digitais 3D completas na etapa de extração de poros em vez de uma região região específica contendo uma minúcia. O melhor resultado obtido para um total de 104 nuvens de poros foi com a utilização da métrica SIM com uma porcentagem de correspondência de 95,83 % para Rank-1 com um EER de 2,61%. Com a utilização da distância de distância Hausdorff como métrica foi obtido um resultado de correspondência de 90,20 % para Rank-1 com um EER de 6,99 %. Já na utilização do RMSE como métrica foi obtido o pior resultado dos experimentos com uma correspondência de 74,51 % para Rank-1 com um EER de 19,21 % (Figura 4.1 c e Tabela 4.1 b).

Também foram realizados experimentos utilizando as minúcias detectadas pelo software mindtct. O melhor resultado de correlação da epiderme foi de 96,32 % para Rank-1 com um EER de 2.03 % usando a métrica SIM, com 1.276 nuvens de poros geradas a partir de um total de 104 impressões digitais 3D. Já com o uso do RMSE como métrica foi obtido uma correspondência de 63,10 % para Rank-1 com um EER de 20,00 %. Utilizando a métrica da distância de Hausdorff

foi obtido a mais baixa correspondência com uma porcentagem de 58,50 % para Rank-1 com um EER de 22,63 % (Figura 4.1 d e Tabela 4.1 c).

Além disso, com a adição da Faster R-CNN para a detecção de minúcias na metodologia foi possível produzir resultados interessantes para a combinação de impressões digitais em 3D. Ao usar 894 nuvens de poros geradas nesse experimento de correlação da epiderme, a partir de um total de 104 impressões digitais 3D foi obtido a melhor porcentagem de correspondência de 99,02 % para Rank-1 com um EER de 0,53% com a utilização da métrica SIM. No experimento com a distância de Hausdorff como métrica foi obtido uma porcentagem de correspondência de 83,41 % para Rank-1 com um EER de 11,06 %. Já no uso do RMSE como métrica foi obtido o pior resultado de correspondência com um porcentagem de 77,43 % para Rank-1 e com um EER de 14,54 % (Figura 4.1 a e Tabela 4.1 d).

Tabela 4.1: Comparação entre Epiderme x Epiderme

	Hausdorff distance		RMSE		SIM	
	EER	Rank-1	EER	Rank-1	EER	Rank-1
a	0.72 %	99.19 %	8.81 %	88.71 %	0.58 %	99.16 %
b	6.99 %	90.20 %	19.21 %	74.51 %	2.61 %	95.83 %
c	22.63 %	58.50 %	20.00 %	63.10 %	2.03 %	96.32 %
d	11.06 %	83.41 %	14.54 %	77.43 %	0.53 %	99.02 %

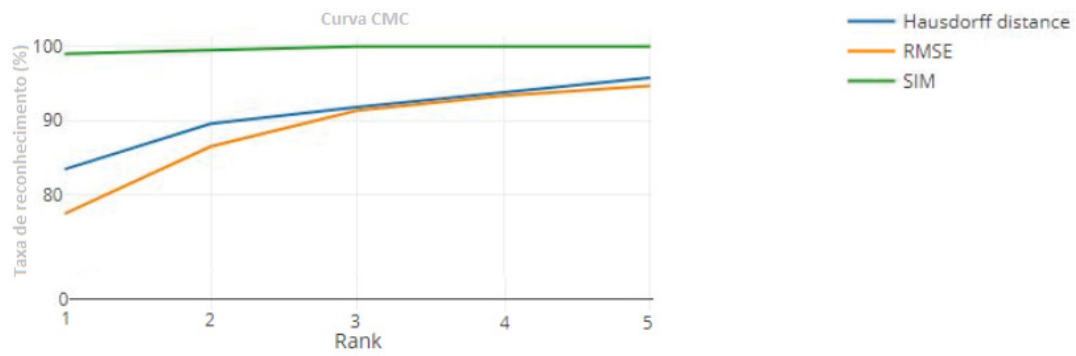
(a) Região da minúcia (manual); (b) Impressão digital 3D completa; (c) Região da minúcia (mindtct); (d) Região da minúcia (Faster R-CNN)

4.2 Comparação entre Derme x Derme

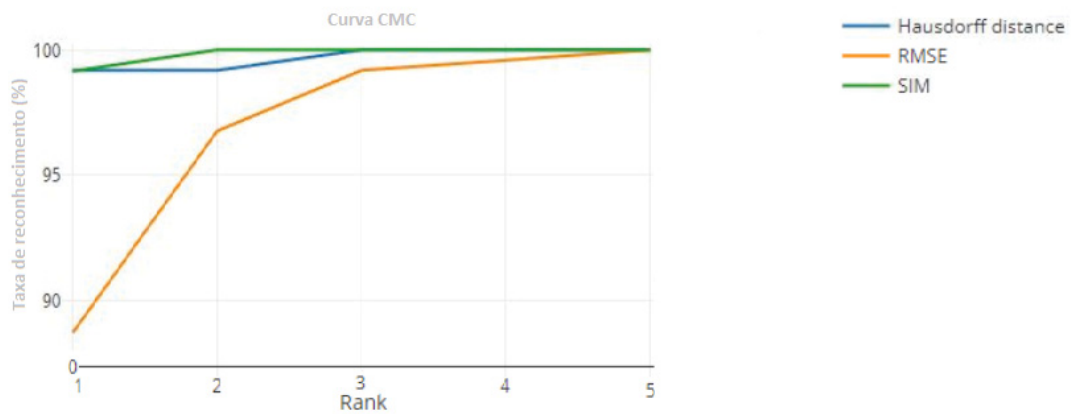
Para os experimentos realizados com as imagens 3D da derme da OCTDB, foi utilizado um total de 174 nuvens de poros geradas utilizando de 98 impressões digitais 3D. A melhor porcentagem de correspondência obtida foi com a utilização da SIM como métrica com resultados de 95,83 % para Rank-1 com um EER de 3,06 %. Já na utilização da distância Hausdorff como métrica foi obtido um resultado de correspondência de 89,61 % para Rank-1 com um EER de 9,55 %. Com a utilização do RMSE como métrica foi obtido o pior resultado com uma porcentagem de correspondência de 81,82 % para Rank-1 com um EER de 23,17 % (Figura 4.2 b e Tabela 4.2 a).

Além disso, também foi testado a utilização das impressões digitais 3D completas na etapa de extração de poros em vez de uma região específica contendo uma minúcia. O melhor resultado obtido para um total de 98 nuvens de poros foi com a utilização da métrica SIM com uma porcentagem de correspondência de 57.78 % para Rank-1 com um EER de 30.12%. Já na utilização do RMSE como métrica foi obtido o resultado de correspondência de 46.94 % para Rank-1 com um EER de 39.14 %. Com a utilização da distância de distância Hausdorff como métrica foi obtido o resultado mais baixo de correspondência com uma porcentagem de 42.86 % para Rank-1 com um EER de 46.00 % (Figura 4.2 c e Tabela 4.2 b).

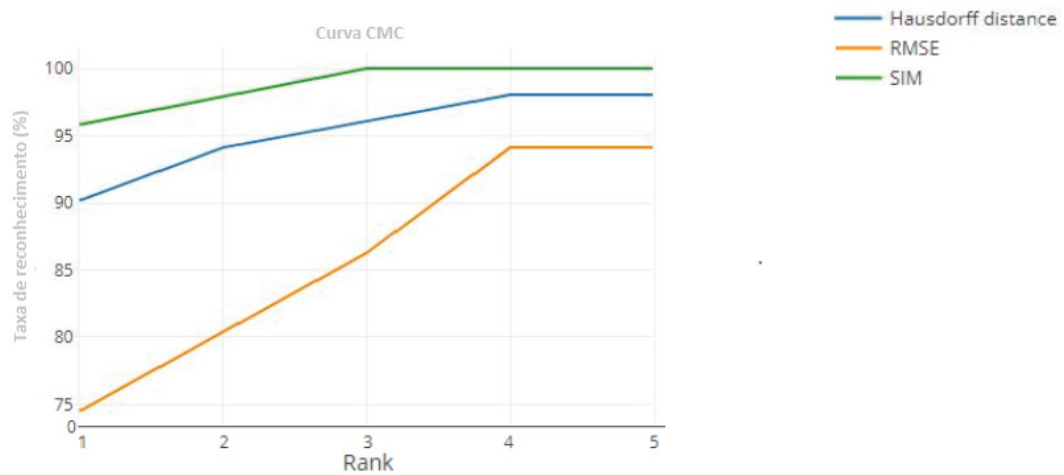
Com a utilização da ferramenta mindtct também foram realizados experimentos com as minúcias detectadas. O melhor resultado de correlação da derme foi de 60,73 % para Rank-1 com um EER de 21,12 % usando a métrica SIM, com 1.332 nuvens de poros geradas a partir de um total de 98 impressões digitais 3D. Utilizando a métrica da distância de Hausdorff obtemos uma correspondência de 29,49 % para Rank-1 com um EER de 40,33 %. Já com o uso do RMSE



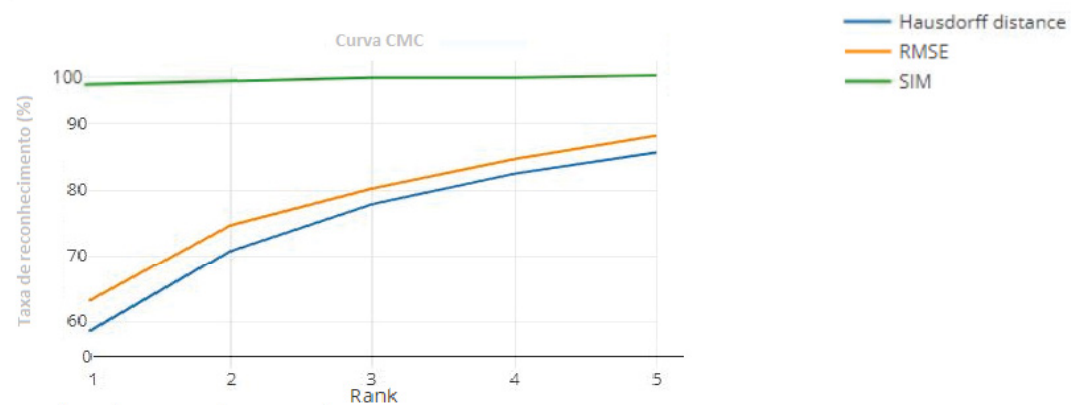
(a) Região da minúcia com a identificação da Faster R-CNN



(b) Região da minúcia com a identificação manual



(c) Impressão digital completa



(d) Região da minúcia com a identificação do MINDTCT

Figura 4.1: Curvas CMC dos experimentos de comparação entre epiderme e epiderme: (a) Região da minúcia com a identificação da Faster R-CNN; (b) Região da minúcia com a identificação manual; (c) Impressão digital completa; (d) Região da minúcia com a identificação do mindtct

como métrica foi obtido o pior resultado de correspondência com uma porcentagem de 41,03 % para Rank-1 com um EER de 34,25 % (Figura 4.2 d e Tabela 4.2 c).

Além disso, os experimentos utilizando a busca automática de minúcias com o uso da Faster Faster R-CNN geraram o melhor resultado de correspondência com uma porcentagem de 77,19 % para Rank-1 e um EER de 12,44 % com a utilização da métrica SIM. Com o uso da distância de Hausdorff como métrica foi obtido um resultado de correspondência de 58,22 % para Rank-1 e um EER de 29,83 %. Já na utilização do RMSE como métrica foi obtido o pior resultado de correspondência com uma porcentagem de 52,63 % para Rank-1 e um EER de 35,77 % (Figura 4.2 a e Tabela 4.2 d).

De maneira geral, os resultados são justificáveis porque a estrutura das impressões digitais 3D da derme possuem muitos ruídos e artefatos comparado às impressões digitais 3D da epiderme na base de dados OCTDB.

Tabela 4.2: Comparação entre Derme x Derme

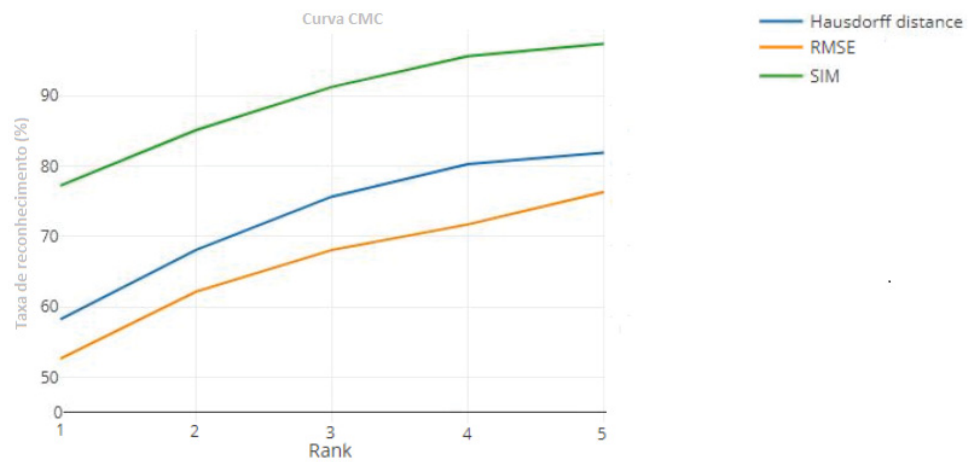
	Hausdorff distance		RMSE		SIM	
	EER	Rank-1	EER	Rank-1	EER	Rank-1
a	9.55 %	89.61 %	23.17 %	81.82 %	3.06 %	95.83 %
b	39.14 %	46.94 %	46.00 %	42.86 %	30.12 %	57.78 %
c	40.33 %	29.49 %	34.25 %	41.03 %	21.12 %	60.73 %
d	29.83 %	58.22 %	35.77 %	52.63 %	12.44 %	77.19 %

(a) Região da minúcia (manual); (b) Impressão digital 3D completa; (c) Região da minúcia (mindtct); (d) Região da minúcia (Faster R-CNN)

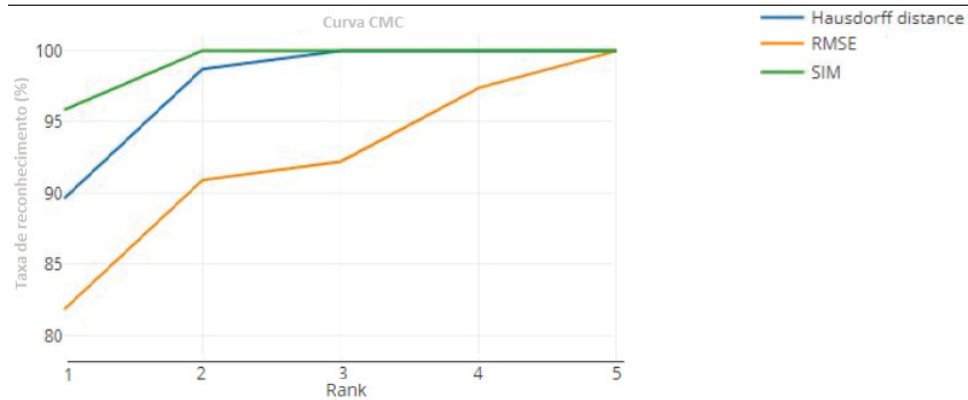
4.3 Comparação entre Epiderme x Derme

Para os experimentos entre as imagens 3D da epiderme combinadas contra a derme foi utilizado um total de 150 nuvens de poros, geradas a partir de um total de 88 impressões digitais 3D. O melhor resultado de correspondência obtido foi uma porcentagem de 97,14 % para Rank-1 com um EER de 1,62 % com a utilização da métrica SIM. Com o uso da distância de Hausdorff como métrica foi obtido um resultado de correspondência de 87,67 % para Rank-1 com um EER de 7,2 %. Já com a utilização da métrica RMSE foi obtido o pior resultado com uma porcentagem de 65,75 % para Rank-1 com um EER de 23,37 % (Figura 4.4 b e Tabela 4.3 a).

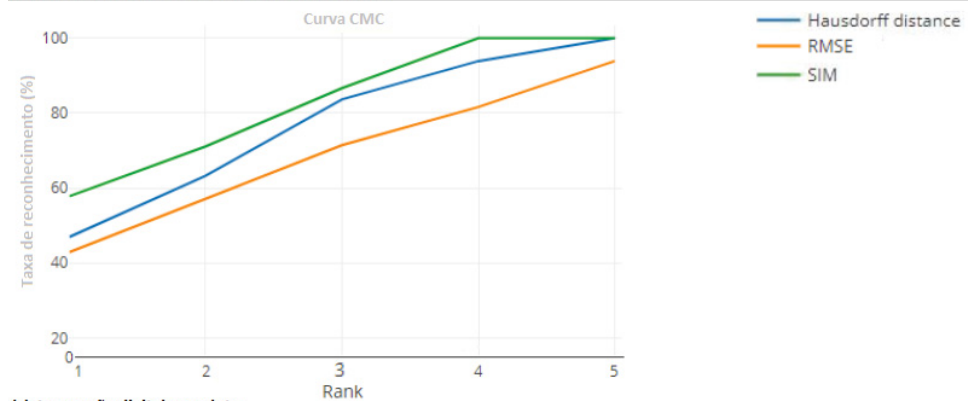
Além disso, também foi testado a utilização das impressões digitais 3D completas na etapa de extração de poros em vez de uma região específica contendo uma minúcia. Assim, foi gerado um total de 88 nuvens de poros e obtido o melhor resultado com a utilização da métrica da distância de Hausdorff com uma porcentagem de correspondência de 95,45 % para Rank-1 com um EER de 2,86 %. Com o uso do SIM como métrica foi obtido o resultado de correspondência de 93,18 % para Rank-1 com um EER de 4,90 %. Já com o uso da métrica RMSE foi obtido o resultado de porcentagem mais baixo com 63,64 % para Rank-1 com um EER de 27,41 % (Figura 4.4 c e Tabela 4.3 b). Assim, pode ser observado que o uso de impressões digitais 3D completas ganhou vantagem sobre as nuvens de poros obtidas da região da minúcia com a métrica da distância de Hausdorff. Essa condição pode ser interpretada devido à maior qualidade das impressões digitais da epiderme, compensando assim a qualidade inferior da impressão digital da derme. Tendo em conta que é utilizado uma região maior para comparação, isso acaba beneficiando os resultados finais de correspondência.



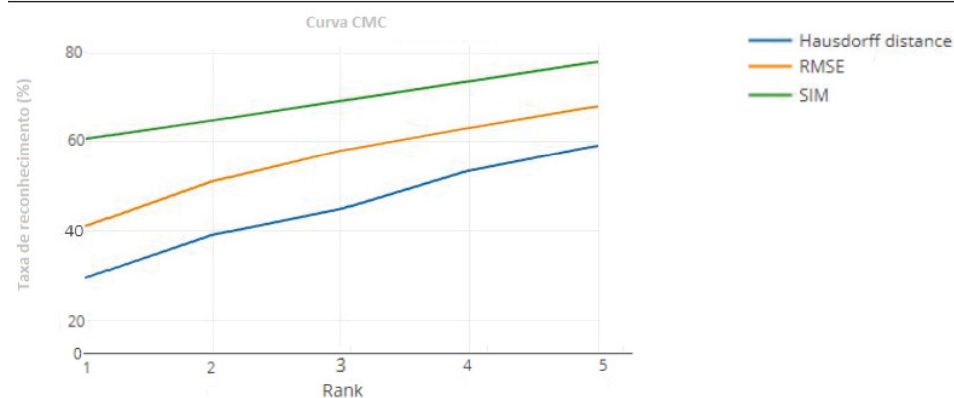
(a) Região da minúcia com a identificação da Faster R-CNN



(b) Região da minúcia com a identificação manual



(c) Impressão digital completa



(d) Região da minúcia com a identificação do MINDCTC

Figura 4.2: Curvas CMC dos experimentos de comparação entre derme e derme: (a) Região da minúcia com a identificação da Faster R-CNN; (b) Região da minúcia com a identificação manual; (c) Impressão digital completa; (d) Região da minúcia com a identificação do mindtct

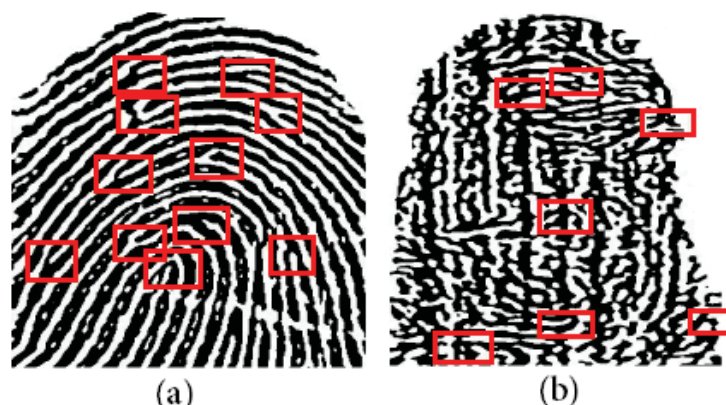


Figura 4.3: Identificação de minúcias utilizando o treinamento da rede neural Faster R-CNN: (a) Normal KHMap da epiderme; (b) KHMap contendo artefatos da derme

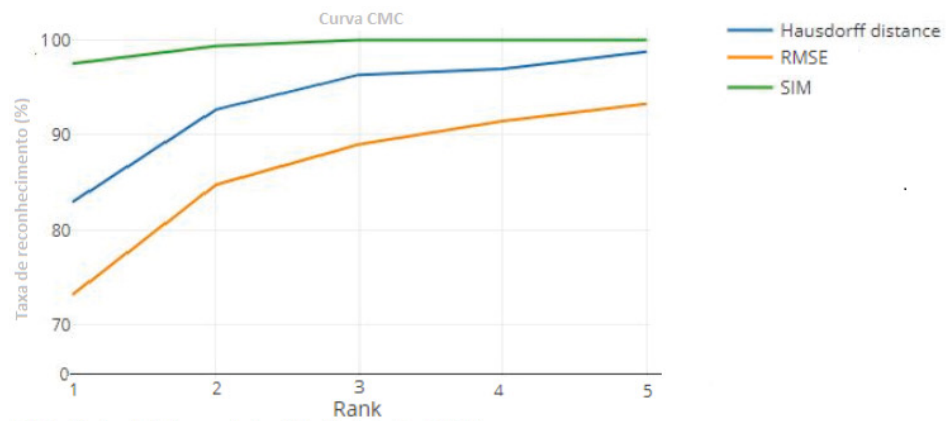
Com a utilização da ferramenta mindtct também foi realizado experimentos com as minúcias detectadas. O melhor resultado de correlação entre a derme e a epiderme foi de 91,43 % para Rank-1 com um EER de 4,80 % usando a métrica SIM, com 1.332 nuvens de poros geradas a partir de um total de 88 impressões digitais 3D. Utilizando a métrica da distância de Hausdorff obtemos uma correspondência de 50,37 % para Rank-1 com um EER de 27,25 %. Já com o uso do RMSE como métrica obtemos o pior resultado de correspondência com uma porcentagem de 41,82 % para Rank-1 com um EER de 33,73 % (Figura 4.4 d e Tabela 4.3 c).

Além disso, experimentos adicionais utilizando o treinamento da Faster R-CNN para a busca automática de minúcias entre a derme e a epiderme atingiram o melhor resultado de correspondência com a métrica SIM com uma porcentagem de 97,52 % para Rank-1 com um EER de 1,43 % usando 376 nuvens de poros geradas à partir de um total de 88 impressões digitais 3D. Com o uso da métrica da distância de Hausdorff foi obtido um resultado de correspondência de 82,93 % para Rank-1 com um EER de 10,50 %. Já na utilização da métrica RMSE foi obtido o mais baixo resultado dos experimentos com com uma porcentagem de correspondência de 73,17 % para Rank-1 com um EER de 18,73 % (Figura 4.4 a e Tabela 4.3 d). De maneira geral, alguns resultados são inferiores aos resultados utilizando as minucias identificadas manualmente, porque o número de nuvens de poros geradas é superior e a Faster R-CNN retorna alguns falsos positivos entre as identificações das minúcias, gerando assim nuvens de poros de regiões isoladas ou não relevantes do mapa de curvatura. Os falsos positivos são uma consequência dos artefatos apresentados nos KHMaps, gerados na aquisição das imagens da derme, favorecendo o retorno de erros pela rede neural (Figura 4.3 b).

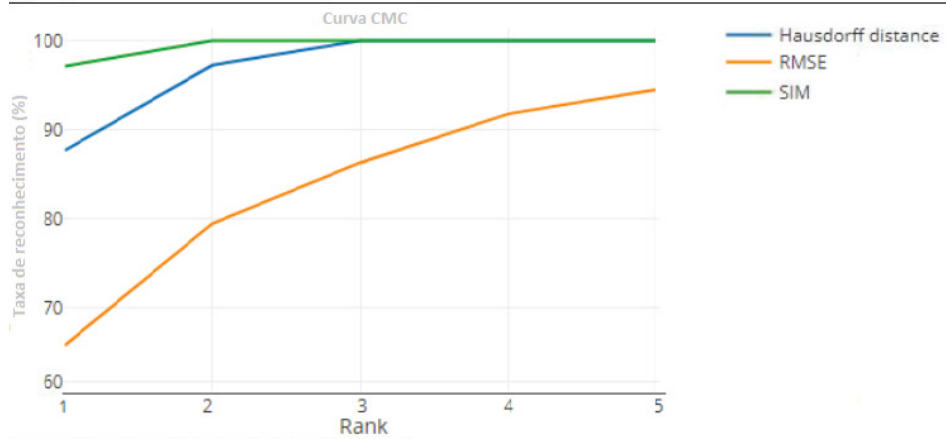
Os resultados inferiores obtidos quando comparados com a epiderme por si só são justificáveis, como mencionado em (4), a impressão digital da derme e a epiderme são iguais, mas não idênticas, o que significa que o resultado foi compreensível considerando que as nuvens de poros comparadas eram diferentes.

4.4 Comparação 2D utilizando mapas dos poros

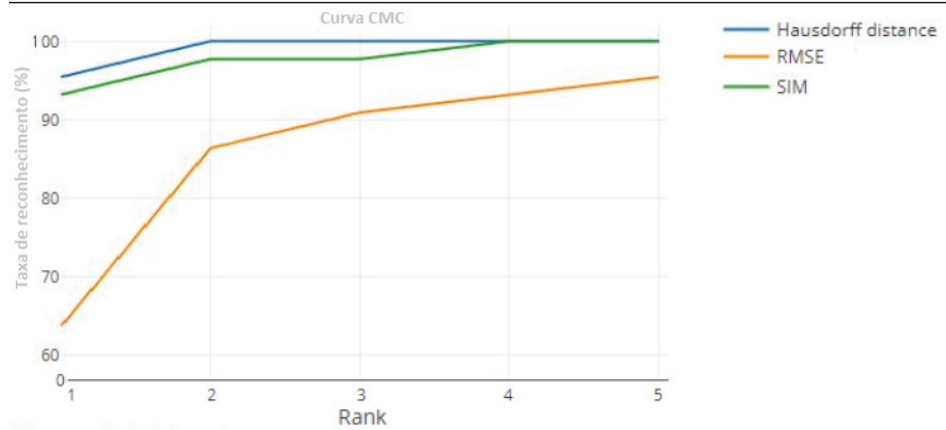
Outra abordagem também foi testada principalmente pelo fato que uma grande maioria das pesquisas atuais utiliza formas de comparação 2D. Dessa maneira, realizou-se testes utilizando os mapas 2D de poros obtidos durante a metodologia (Figura 4.5) para finalidade de comparação utilizando-se da correlação 2D, permitindo assim não apenas uma comparação em nível 3D, mas abrindo alternativas com os dados obtidos pela metodologia.



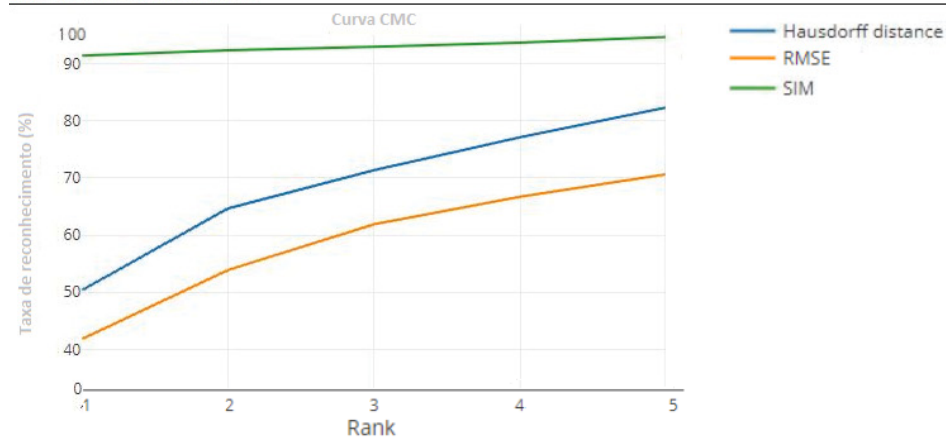
(a) Região da minúcia com a identificação da Faster R-CNN



(b) Região da minúcia com a identificação manual



(c) Impressão digital completa



(d) Região da minúcia com a identificação do MINDTCT

Figura 4.4: Curvas CMC dos experimentos de comparação entre epiderme e epiderme: (a) Região da minúcia com a identificação da Faster R-CNN; (b) Região da minúcia com a identificação manual; (c) Impressão digital completa; (d) Região da minúcia com a identificação do mindtct

Tabela 4.3: Correspondência entre Epiderme x Derme

	Hausdorff distance		RMSE		SIM	
	EER	Rank-1	EER	Rank-1	EER	Rank-1
a	7.2 %	87.67 %	23.37 %	65.75 %	1.62 %	97.14 %
b	2.86 %	95.45 %	27.41 %	63.64 %	4.90 %	93.18 %
c	27.25 %	50.37 %	33.73 %	41.82 %	4.80 %	91.43 %
d	10.50 %	82.93 %	18.73 %	73.17 %	1.43 %	97.52 %

(a) Região da minúcia (manual); (b) Impressão digital 3D completa; (c) Região da minúcia (mindtct); (d) Região da minúcia (Faster R-CNN)

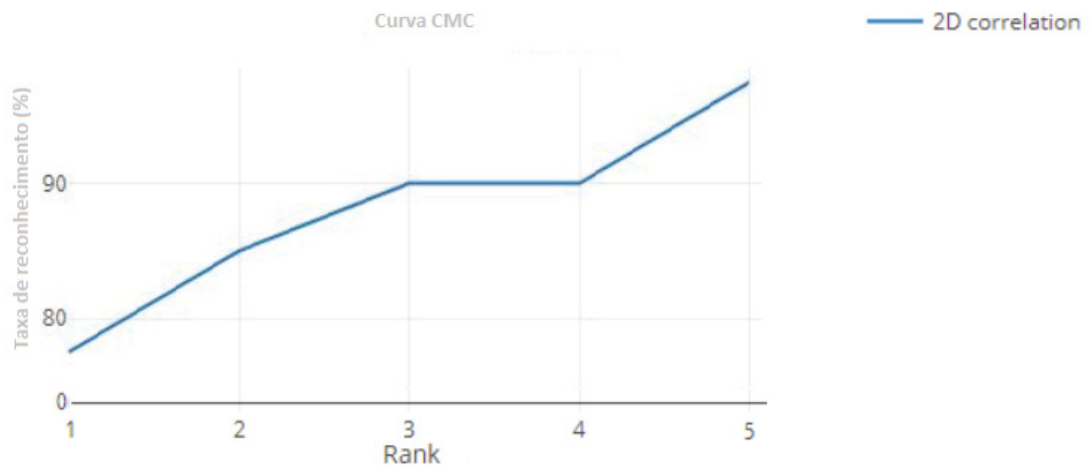


Figura 4.5: Mapas de poros 2D gerados pela metodologia

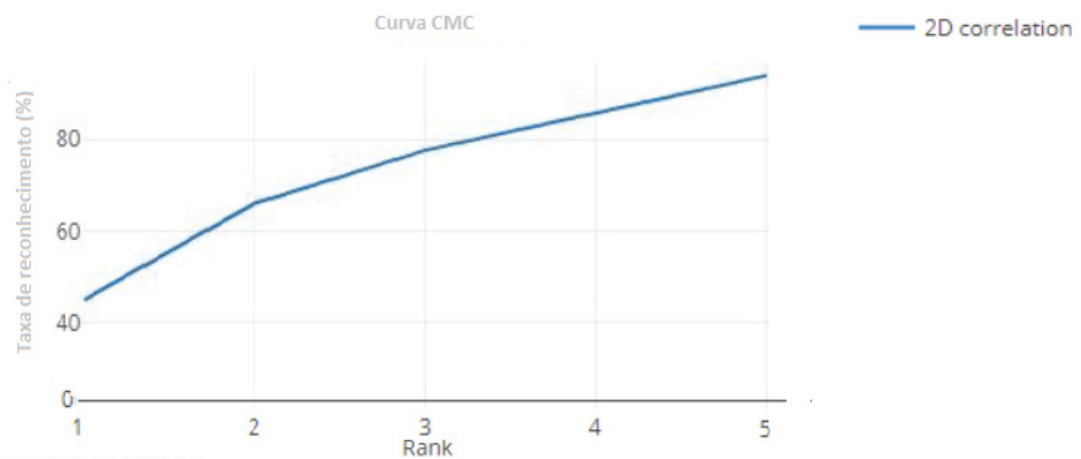
Com a correlação entre a epiderme os resultados para esse experimento foram inferiores aos obtidos usando dados 3D, com o resultado de correspondência da epiderme de 77,50 % para Rank-1 (Figura 4.6 a e Tabela 4.4a) com um EER de 16,88 % utilizando 104 mapas de poros. Já nos testes que utilizaram a correlação 2D realizada com a derme foi obtido um resultado de correspondência de 44,90% para Rank-1 com um EER de 42,00 % utilizando 98 mapas de poros (Figura 4.6b e Tabela 4.4b) . E o último teste utilizando a correlação 2D com a derme contra a epiderme atingiu um resultado de correspondência de 43,18 % para Rank-1 com um EER de 44,78 % utilizando 88 mapas de poros (Figura 4.6c e Tabela 4.4c). De modo geral, os resultados se mostraram significativamente abaixo dos obtidos em nível 3D, mas demonstraram a possibilidade da utilização desses mapas de poros com futuras pesquisas.

Tabela 4.4: Comparação dos mapas de poros 2D utilizando correlação 2D

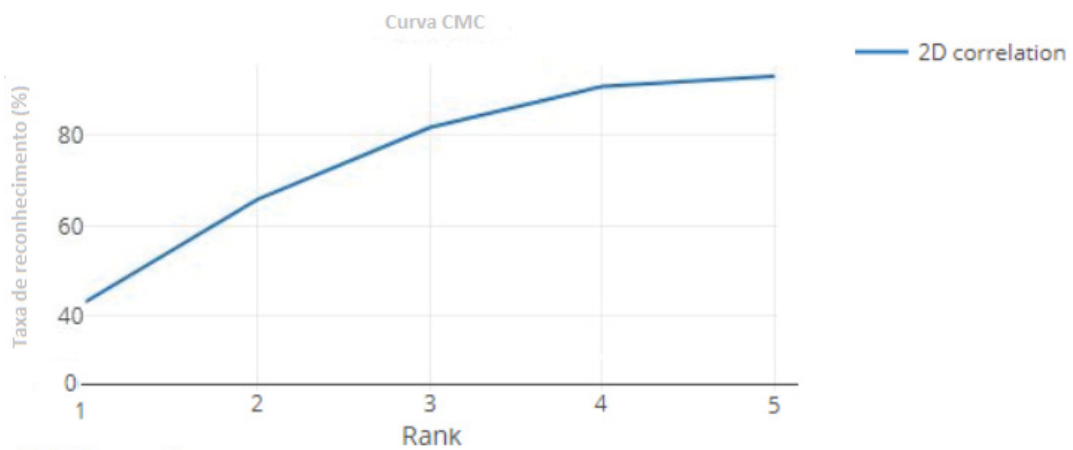
	EER	Rank-1
Epiderme x Epiderme	16.88 %	77.50 %
Derme x Derme	42.00 %	44.90 %
Epiderme x Derme	44.78 %	43.18 %



(a) Epiderme x Epiderme



(b) Derme x Derme



(c) Epiderme x Derme

Figura 4.6: Curvas CMC dos experimentos utilizando da correlação 2D: (a) Comparação entre Epiderme x Epiderme; (b) Comparação entre Derme x Derme; (c) Comparação entre Epiderme x Derme

Capítulo 5

Análise de resultados

Esse Capítulo relata observações sobre os resultados dos experimentos realizados na metodologia desenvolvida. Dessa maneira, foram testadas três métricas como fator de correspondência. Entre as métricas utilizadas, podemos destacar que a SIM obteve os melhores resultados em 78% dos experimentos (Tabela 5.1). A distância de Hausdorff obteve os melhores resultados em apenas 22% dos casos e que o RMSE como métrica não conseguiu atingir resultados promissores nos experimentos (Tabela 5.3). Vale ressaltar, que em várias publicações da literatura já é mencionado que a utilização do RMSE possui várias limitações e nem sempre é aconselhado ser utilizado como característica de correspondência e acaba sendo utilizado pela falta de alternativas.

Além disso, o melhor resultado obtido entre todos os experimentos foi referente a comparação das nuvens de poros encontradas na epiderme através da identificação manual de minúcias com uma taxa de correspondência de 99,19% para Rank-1 e um EER de 0,72% utilizando a distância de Hausdorff (Tabela 5.2). Se separarmos os melhores resultados em três categorias: epiderme-epiderme, derme-derme e epiderme-derme foi observado que nas comparações das nuvens de poros de epiderme com epiderme tivemos o melhor resultado de 99,19% (identificação manual de minúcias) para Rank-1 e um EER de 0,72% utilizando a distância de Hausdorff como métrica de correspondência. Já na comparação das nuvens de poros entre a camada derme com ela mesma foi obtido o melhor resultado de 95,83% (identificação manual de minúcias) para Rank-1 e um EER de 3,06% utilizando a SIM como métrica de correspondência. Na melhor comparação entre nuvens de poros entre as camadas da epiderme com a derme foi obtido uma taxa de correspondência de 97,52% (identificação automática de minúcias) para Rank-1 e um EER de 1,43% utilizando a SIM como métrica de correspondência.

Além disso, destacam-se os piores resultados provenientes da metodologia desenvolvida os experimentos utilizando os mapas 2D de poros (Tabela 5.4). Utilizando a correlação 2D como métrica de correspondência foi obtido apenas 77,50% para Rank-1 e um EER de 16,88% nas comparações dos mapas da epiderme. Já na comparação dos mapas 2D da derme foi obtido apenas 44,90% para Rank-1 e um EER de 42,00%. E na comparação entre os mapas 2D entre epiderme e derme foi obtido apenas 43,18% para Rank-1 e um EER de 44,78%. Resultados que apenas dão ênfase a utilização das informações em nível tridimensional para um melhor resultado de correspondência. No entanto, observando os resultados com ranks superiores, pode se dizer que a metodologia utilizando correlação 2D possui um fator promissor e pode ser aprimorada com resultados de Rank-5 de até 97,50%. Assim, abrindo novas alternativas de pesquisas utilizando esse tipo de dado proveniente na metodologia.

Tabela 5.1: Correspondência utilizando a métrica SIM

Epiderme x Epiderme						
	EER	Rank 1	Rank 2	Rank 3	Rank 4	Rank 5
A	0.58 %	99.16 %	100 %	100 %	100 %	100 %
B	2.61 %	95.83 %	97.92 %	100 %	100 %	100 %
C	0.53 %	99.02 %	99.51 %	100 %	100 %	100 %
D	2.03 %	96.32 %	96.49 %	97.02 %	97.02 %	97.37 %
Derme x Derme						
	EER	Rank 1	Rank 2	Rank 3	Rank 4	Rank 5
A	3.06 %	95.83 %	100 %	100 %	100 %	100 %
B	30.12 %	57.78 %	71.11 %	86.67 %	100 %	100 %
C	12.44 %	77.19 %	85.09 %	91.23 %	95.61 %	97.37 %
D	21.12 %	60.73 %	64.88 %	69.27 %	73.66 %	78.05 %
Epiderme x Derme						
	EER	Rank 1	Rank 2	Rank 3	Rank 4	Rank 5
A	1.62 %	97.14 %	100 %	100 %	100 %	100 %
B	4.90 %	93.18 %	97.73 %	97.73 %	100 %	100 %
C	1.43 %	97.52 %	99.38 %	100 %	100 %	100 %
D	4.80 %	91.43 %	92.38 %	92.95 %	93.71 %	94.67 %

(a) Região da minúcia (manual); (b) Impressão digital 3D completa; (c) Região da minúcia (Faster R-CNN); (d) Região da minúcia (mindtct)

Tabela 5.2: Correspondência utilizando a métrica da distância de Hausdorff

Epiderme x Epiderme						
	EER	Rank 1	Rank 2	Rank 3	Rank 4	Rank 5
A	0.72 %	99.19 %	99.19 %	100 %	100 %	100 %
B	6.99 %	90.20 %	94.12 %	96.08 %	98.04 %	98.04 %
C	11.06 %	83.41 %	89.60 %	91.81 %	93.81 %	95.80 %
D	22.63 %	58.50 %	70.75 %	77.89 %	82.48 %	85.71 %
Derme x Derme						
	EER	Rank 1	Rank 2	Rank 3	Rank 4	Rank 5
A	9.55 %	89.61 %	98.70 %	100 %	100 %	100 %
B	39.14 %	46.94 %	63.27 %	83.67 %	93.88 %	100 %
C	29.83 %	58.22 %	68.09 %	75.66 %	80.26 %	81.91 %
D	40.33 %	29.49 %	39.16 %	44.93 %	53.51 %	59.13 %
Epiderme x Derme						
	EER	Rank 1	Rank 2	Rank 3	Rank 4	Rank 5
A	7.2 %	87.67 %	97.26 %	100 %	100 %	100 %
B	2.86 %	95.45 %	100 %	100 %	100 %	100 %
C	10.50 %	82.93 %	92.68 %	96.34 %	96.95 %	98.78 %
D	27.25 %	50.37 %	64.68 %	71.38 %	77.14 %	82.34 %

(a) Região da minúcia (manual); (b) Impressão digital 3D completa; (c) Região da minúcia (Faster R-CNN); (d) Região da minúcia (mindtct)

Tabela 5.3: Correspondência utilizando a métrica do RMSE

Epiderme x Epiderme						
	EER	Rank 1	Rank 2	Rank 3	Rank 4	Rank 5
A	8.81 %	88.71 %	96.77 %	99.19 %	99.60 %	100 %
B	19.21 %	74.51 %	80.39 %	86.27 %	94.12 %	94.12 %
C	14.54 %	77.43 %	86.50 %	91.37 %	93.36 %	94.69 %
D	20.00 %	63.10 %	74.66 %	80.27 %	84.69 %	88.27 %
Derme x Derme						
	EER	Rank 1	Rank 2	Rank 3	Rank 4	Rank 5
A	23.17 %	81.82 %	90.91 %	92.21 %	97.40 %	100 %
B	46.00 %	42.86 %	57.14 %	71.43 %	81.63 %	93.88 %
C	35.77 %	52.63 %	62.17 %	68.09 %	71.71 %	76.32 %
D	34.25 %	41.03 %	51.17 %	58.03 %	63.18 %	68.02 %
Epiderme x Derme						
	EER	Rank 1	Rank 2	Rank 3	Rank 4	Rank 5
A	23.37 %	65.75 %	79.45 %	86.30 %	91.78 %	94.52 %
B	27.41 %	63.64 %	86.36 %	90.91 %	93.18 %	95.45 %
C	18.73 %	73.17 %	84.76 %	89.02 %	91.46 %	93.29 %
D	33.73 %	41.82 %	53.90 %	61.90 %	66.73 %	70.63 %

(a) Região da minúcia (manual); (b) Impressão digital 3D completa; (c) Região da minúcia (Faster R-CNN); (d) Região da minúcia (mindtct)

Tabela 5.4: Correspondência utilizando correlação 2D

	EER	Rank 1	Rank 2	Rank 3	Rank 4	Rank 5
Epiderme	16.88 %	77.50 %	85.00 %	90.00 %	90.00 %	97.50 %
Derme	42.00 %	44.90 %	69.39 %	77.55 %	85.71 %	93.88 %
Epiderme x Derme	44.78 %	43.18 %	65.91 %	81.82 %	90.91 %	93.18 %

Capítulo 6

Discussão

Os resultados da metodologia desenvolvida se mostraram promissores, ainda mais quando pensado na inexistência atual de uma metodologia que aborde esse caso específico de correspondência de pessoas utilizando apenas nuvens de poros em nível tridimensional. Além disso, confirmando a correspondência existente entre as camadas da pele (epiderme e derme). Assim, pelo fato da falta de abordagens no mesmo padrão desenvolvido, esse Capítulo realiza comparações de abordagens com caráter similar ao desenvolvido nessa dissertação.

Dessa forma, o primeiro trabalho a ser mencionado é de Costa et al. (9) que usa uma abordagem de correspondência utilizando a OCTDB, em sua técnica ele compara minúcias chamadas de MINCLOUDS com três métricas diferentes SIM, ICP e correlação 2D. Seu melhor resultado pode ser destacado com uma correspondência de 96% em Rank-1 com um EER de 4.0% com a correlação 2D. De forma geral, os melhores resultados acabam superando os resultados obtidos pela abordagem. Vale ressaltar que são comparadas características diferentes em cada metodologia, em seu método é comparado apenas minúcias (bifurcações e fins de linhas), já no método proposto foram realizados testes exclusivamente com a semelhança existente entre poros.

Outro trabalho interessante a ser mencionado foi de Galbally et al. (7) que desenvolveu um novo sensor que gera impressões digitais 3D sem necessidade do toque e que gerou a partir desse sensor uma base de dados de impressões digitais tridimensional. Nessa base desenvolvida, foram desenvolvidos testes de correspondência 3D existente. Os resultados obtidos foram de EER de 9.91% usando as impressões digitais 3D completas para correspondência. No trabalho em questão, a métrica utilizada como correspondência foi o uso do RMSE, no próprio trabalho é destacado que essa métrica possui limitações para ser uma técnica de correspondência, especialmente para objetos com estruturas tão finas quanto às impressões digitais. Em comparação com o trabalho proposto por essa dissertação, foi observado que os resultados de correspondência obtidos pela metodologia foram superiores e que as limitações da utilização do RMSE como correspondência também foram notadas nos experimentos realizados por essa dissertação.

Além disso, outro trabalho que foi um dos pioneiros a utilizar características de nível três foi de Jain et al. (12) que utilizou uma base de dados de impressões digitais 2D de alta resolução (1000 ppi) para realizar a extração e correspondência de indivíduos através de seus poros. Em relação aos resultados obtidos usando apenas características de nível três teve como EER de 4.92% com o uso do ICP como métrica de correspondência. Além disso, também realizou uma fusão de categorias nível dois e três obtendo um EER de 3.3%. Seu trabalho ainda ressalta que a utilização de características de nível três é promissora e deve ser mais investigada. Em comparação com os resultados obtidos pela metodologia desenvolvida nessa dissertação, os resultados obtidos se mostraram superiores aos obtidos na pesquisa mencionada. No entanto,

vale ressaltar que foram estudados apenas características de nível três tridimensionais e que isso se demonstrou um uso ainda mais promissor referente a qualidade de imagens e resultados.

Além disso, uma abordagem interessante sobre comparações entre as camadas epiderme e derme da pele foi realizada por Mizokami et al. (21), onde foram realizados estudos para realização de identificação de cadáveres. O principal fato da investigação foi que a coleta de impressões digitais da epiderme em cadáveres que sofreram putrefação, maceração, mumificação ou queimaduras é dificultada para fins de identificação. Assim, desenvolveram um método de correspondência de minúcias utilizando as impressões digitais coletadas da camada da derme. Seus resultados de correspondência variaram entre 63% e 83%. De maneira geral, quando se comparado aos experimentos dessa dissertação entre as camadas epiderme e derme, tivemos resultados superiores ao trabalho relatado e compatíveis à métodos invasivos, vale ressaltar que a base de dados utilizada no experimento dessa dissertação não possui características nas impressões digitais de queimaduras, mumificação ou maceração estudados no trabalho mencionado.

Um outro trabalho que também pode ser mencionado foi de Kumar et al. (15) que desenvolveram um dispositivo de baixo custo através de uma única câmera para criação de imagens de impressões digitais 3D. Através de técnicas de *Shape from Shading* criaram impressões digitais sintéticas a partir de imagens 2D. Com seu dispositivo criaram um base de dados com 1440 impressões digitais 3D e realizaram experimentos de correspondência com a obtenção de um EER de 18.56% utilizando apenas as informações 3D geradas. Novamente, nossos resultados se apresentam de forma superior aos relatados, mas se destaca-se que não são utilizados apenas o poros para a correspondência e a base gerada não apresentada a morfologia real dos dedos pelo fato de ser uma reconstrução 3D sintética.

De maneira geral, podemos observar que a metodologia desenvolvida por essa dissertação obteve resultados positivos, principalmente quando comparado com metodologias que utilizem características semelhantes. Atualmente a área desenvolvida não foi tão explorada. Dessa forma, comparações em total igualdade como metodologias que utilizem correspondência de pessoas de poros em nível tridimensional não são possíveis, mas como demonstrado que essa área de estudo está se tornando uma área promissora na biometria. Assim, acredita-se que novos trabalhos nessa área sejam desenvolvidos e que essa área como um todo seja aprimorada.

Capítulo 7

CONCLUSÃO

Nesse trabalho é apresentado uma nova metodologia de correspondência de impressões digitais 3D utilizando apenas seus poros. Os resultados demonstraram uma área promissora a ser estudada. Ainda mais, quando pensado que de acordo com a literatura as glândulas sudoríparas começam a se formar no quinto mês de gestação (10). Isso permite que esse tipo de correspondência de poros seja utilizado até mesmo em crianças recém nascidas, favorecendo a solução de problemas encontrados atualmente, como desaparecimento de crianças e entre outros existentes.

De forma geral, é perceptível que em todos os cenários foram obtidos resultados interessantes de correspondência 3D entre os poros. Os resultados de correspondência 3D se destacaram em comparação aos testes realizados em 2D, ressaltando ainda mais a importância de utilização de características 3D como forma de correspondência. Vale ressaltar para trabalhos futuros a utilização de fusões dos escores obtidos entre os experimentos 2D e 3D. Além disso, a utilização de métodos de fusão de escores entre as métricas, com a possibilidade de elevação final nos resultados de correspondência.

Um detalhe que se deve ser destacado é que infelizmente o número de imagens da base de dados OCTB ainda é pequeno. No entanto, a partir do momento que novas bases em nível tridimensional de impressões digitais forem desenvolvidas, essa mesma metodologia proposta também pode ser utilizada para testar correspondência de pessoas utilizando apenas os poros existentes.

Os resultados obtidos para identificação de minúcias através da rede neural Faster R-CNN se mostraram promissores, ainda possuindo algumas falhas referentes aos falsos positivos identificados. Vale ressaltar que a detecção de minúcias utilizando a Faster R-CNN se destacou do software mindtct (NIST), porém como foi observado que uma das razões possíveis para isso é que o software foi projetado para detecção de imagens 2D convencionais e as imagens utilizadas são projeções de superfícies 3D. Uma vez que a própria rede neural foi treinada explicitamente para o esse tipo de imagem, ela obteve vantagem em sua detecção. Além disso, vale ressaltar que ambos os detectores tiveram dificuldades em imagens com artefatos.

Podemos destacar que nosso melhor resultado entre as comparações de nuvens de poros geradas foi por meio da identificação manual de minúcias entre as comparações da epiderme, utilizando a métrica da distância de Hausdorff como correspondência com um resultado de 99.19% para Rank-1 e um EER de 0.72%. Além disso, vale ressaltar que o uso da impressão digital completa, sem a detecção de minúcias nos experimentos entre epiderme e derme com a métrica de distância de Hausdorff obteve o melhor resultado com uma correspondência de 95.45% e um EER de 2.86% e pode ser considerada a melhor forma de comparação quando é utilizado as camadas da epiderme contra a derme.

De maneira geral, a utilização de informações de bases 3D ainda pode ser considerada um desafio que deve ser investigado e aprimorado para aplicações práticas. Além disso, pode ser considerado que a correspondência de impressões digitais de categoria três em nível 3D ainda é uma área nova sendo estudada e que futuras investigações podem aprimorá-la. Em suma, foi demonstrado ser possível a realização da identificação de pessoas de forma satisfatória utilizando apenas nuvens de poros como característica de reconhecimento em nível tridimensional nas camadas da epiderme e derme da pele.

Referências Bibliográficas

- [1] Balogiannis, G., Yova, D. e Politopoulos, K. (2016). A Computer Vision Non-Contact 3D System to Improve Fingerprint Acquisition. *International Journal of Computer (IJC)*, 20(1):174–198.
- [2] Besl, P. J. (1988). *Surfaces in Range Image Understanding*. Springer Science & Business Media.
- [3] Besl, P. J. e Jain, R. C. (1986). Invariant Surface Characteristics for 3D Object Recognition in Range Images. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 33(1):33–80.
- [4] Costa, H. S. G., Bellon, O. R. P., Silva, L. e Bowden, A. K. (2016). Towards Biometric Identification Using 3D Epidermal and Dermal Fingerprints. *IEEE - ICIP*, páginas 3937–3941.
- [5] Cummins, H. e Midlo, C. (1976). *Finger prints, palms, and soles: an introduction to dermatoglyphics*, volume 778. Research Publishing Company.
- [6] Dolezel, M., Drahansky, M., Urbanek, J., Brezinova, E. e Kim, T.-h. (2012). Influence of Skin Diseases on Fingerprint Quality and Recognition. *Journal of Biomedicine and Biotechnology*, 2012:14.
- [7] Galbally, J., Bostrom, G. e Beslay, L. (2017). Full 3D Touchless Fingerprint Recognition: Sensor, Database and Baseline Performance. *International Joint Conference on Biometrics*.
- [8] Gutierrez da Costa, H. S. (2016). *Biometric Identification with 3D Fingerprints Acquired through Optical Coherence Tomography*. Doctoral thesis, Universidade Federal do Paraná.
- [9] Gutierrez da Costa, H. S., Silva, L., Bellon, O. R. P., Bowden, A. K. e Czovny, R. K. (2017). 3D matching techniques using OCT fingerprint point clouds. Em *Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers (SPIE) Conference Series*, volume 10068, página 100680O.
- [10] Hirsch, W. e Schweighel, J. (1973). Morphological evidence concerning the problem of skin ridge formation. *Journal of Intellectual Disability Research*, 17(1):58–72.
- [11] Huttenlocher, D. P., Klanderman, G. A. e Rucklidge, W. J. (1993). Comparing images using the Hausdorff distance. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 15(9):850–863.
- [12] Jain, A. K., Chen, Y. e Demirkus, M. (2007). Pores and ridges: High-resolution fingerprint matching using level 3 features. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 29:15–27.
- [13] Jain, A. K., Nandakumar, K. e Ross, A. (2016). 50 years of biometric research: Accomplishments, challenges, and opportunities. *Pattern Recognition Letters*, 79:80–105.

- [14] Kryszczuk, K., Drygajlo, A. e Morier, P. (2004). Extraction of level 2 and level 3 features for fragmentary fingerprint comparison. *Speech Processing and Biometrics Group, Signal Processing Institute, Swiss Federal Institute of Technology Lausanne, Switzerland*.
- [15] Kumar, A. e Kwong, C. (2013). Towards contactless, low-cost and accurate 3d fingerprint identification. Em *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, páginas 3438–3443.
- [16] Labati, R. D., Genovese, A., Piuri, V. e Scotti, F. (2016). Toward Unconstrained Fingerprint Recognition: A Fully Touchless 3-D System Based on Two Views on the Move. *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 46(2):202–219.
- [17] Liu, F., Zhang, D. e Shen, L. (2015). Study on novel Curvature Features for 3D fingerprint recognition. *Neurocomputing*, 168:599–608.
- [18] Maltoni, D., Maio, D., Jain, A. e Prabhakar, S. (2009). *Handbook of fingerprint recognition*. Springer.
- [19] Marcialis, G. L., Roli, F. e Tidu, A. (2010). Analysis of fingerprint pores for vitality detection. *IAPR - International Conference on Pattern Recognition*, páginas 1289–1292.
- [Meyer] Meyer, Y. Oscillating patterns in image processing and in some nonlinear evolution equations (2001). *The 15th Dean Jacqueline B. Lewis Memorial Lectures*.
- [21] Mizokami, L. L., Silva, L. R. V. e Kückelhaus, S. A. S. (2015). Comparison between fingerprints of the epidermis and dermis: Perspectives in the identifying of corpses. *Forensic Science International*, 252:77–81.
- [22] NIST (<http://www.nist.gov/itl/iad/ig/nbis.cfm> 2015). NIST Biometric Image Software.
- [23] Qualcomm (<https://www.qualcomm.com> 2017). Snapdragon Sense ID.
- [24] Ren, S., He, K., Girshick, R. e Sun, J. (2015). Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks. Em *Advances in Neural Information Processing Systems*, páginas 91–99.
- [25] Roddy, A. R. e Stosz, J. D. (1997). Fingerprint features-statistical analysis and system performance estimates. *Proceedings of the IEEE*, 85(9):1390–1421.
- [26] Silva, L., Bellon, O. R. P. e Boyer, K. L. (2005). Precision range image registration using a robust surface interpenetration measure and enhanced genetic algorithms. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 27(5):762–776.
- [27] Stosz, J. D. e Alyea, L. A. (1994). Automated system for fingerprint authentication using pores and ridge structure. Em *SPIE International Symposium on Optics, Imaging, and Instrumentation*, páginas 210–223.
- [28] Vatsa, M., Singh, R. e Noore, A. (2009). Unification of evidence-theoretic fusion algorithms: A case study in level-2 and level-3 fingerprint features. *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans*, 39(1):47–56.
- [29] Wang, Y., Hassebrook, L. e Lau, D. (2009). Noncontact, depth-detailed 3d fingerprinting. *SPIE Newsroom*, 98:100.

- [30] Zhang, D., Liu, F., Zhao, Q., Lu, G. e Luo, N. (2011). Selecting a reference high resolution for fingerprint recognition using minutiae and pores. *IEEE Trans. on Instrumentation and Measurement*, 60(3):863–871.
- [31] Zhao, Q., Jain, A. e Abramovich, G. (2011). 3D to 2D fingerprints: Unrolling and distortion correction. *International Joint Conference on Biometrics*.
- [32] Zhao, Q., Zhang, D., Zhang, L. e Luo, N. (2010). High resolution partial fingerprint alignment using pore–valley descriptors. *Pattern Recognition*, 43(3):1050–1061.